

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SETOR DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
MESTRADO EM CONTABILIDADE
ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: FINANÇAS CORPORATIVAS**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

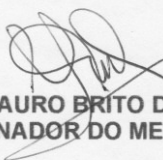
**TIPIFICAÇÃO FINANCEIRA DE EMPRESAS INADIMPLENTES:
FINANCIAMENTOS DE PROJETOS DE INVESTIMENTO CONCEDIDOS PELO
BRDE**

JOÃO JOSÉ RIBAS NEIVA

**CURITIBA
2008**

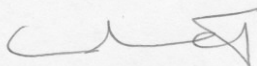
**"TIPIFICAÇÃO FINANCEIRA DE EMPRESAS INADIMPLENTES:
FINANCIAMENTO DE PROJETOS DE INVESTIMENTO CONCEDIDOS PELO
BRDE".**

**ESTA DISSERTAÇÃO FOI JULGADA ADEQUADA PARA A
OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE EM CONTABILIDADE (AREA DE
CONCENTRAÇÃO: CONTABILIDADE E FINANÇAS), E APROVADA EM SUA
FORMA FINAL PELO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTABILIDADE
DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ.**

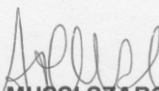


**PROF. DR. LAURO BRITO DE ALMEIDA
COORDENADOR DO MESTRADO**

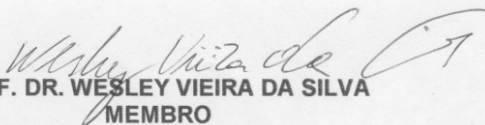
**APRESENTADO À COMISSÃO EXAMINADORA INTEGRADA
PELOS PROFESSORES:**



**PROF. DR. ADEMIR CLEMENTE
PRESIDENTE**



**PROFª. DRª. ANA PAULA MUSSI SZABO CHEROBIM
MEMBRO**



**PROF. DR. WESLEY VIEIRA DA SILVA
MEMBRO**

JOÃO JOSÉ RIBAS NEIVA

**TIPIFICAÇÃO FINANCEIRA DE EMPRESAS INADIMPLENTES:
FINANCIAMENTOS DE PROJETOS DE INVESTIMENTO CONCEDIDOS PELO
BRDE**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre. Programa de Mestrado em Contabilidade do Setor de Ciências Sociais Aplicadas da Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Ademir Clemente

**CURITIBA
2008**

À minha esposa Cláudia e ao meu filho Gabriel.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus.

Aos meus pais, Maria e José, pelo incentivo.

Ao professor Ademir Clemente, pela orientação.

Aos professores Paulo Mello Garcias, Ana Paula Mussi Szabo Cherobim e professores integrantes do Programa de Pós-graduação em Contabilidade da UFPR.

Ao professor Alceu Souza da Pontifícia Universidade Católica, PUC-PR.

Aos colegas Jackson Ciro Sandrini, Marcos Roberto Kuhl e demais colegas da turma de Mestrado.

RESUMO

Instituições bancárias oficiais de fomento aplicam recursos públicos em projetos empresariais com o objetivo de aumentar os investimentos na economia do País e, com isto, fomentar o desenvolvimento econômico e social. Por isto, é fundamental o sucesso dos projetos financiados, o que pode ser comprometido, caso as empresas apresentem dificuldades financeiras. Esta dissertação trata da inadimplência e pesquisa suas causas de natureza financeira. A pesquisa foi desenvolvida no Banco Regional de Desenvolvimento do Extremo Sul – BRDE, instituição de crédito estatal de fomento econômico e social. Emprega-se método estatístico de análise discriminante multivariada para tratamento dos dados, os quais são os valores monetários e índices calculados por meio da análise financeira dos demonstrativos contábeis, com base nos quais é obtido um modelo que classifica em dois grupos – adimplentes e inadimplentes - as empresas que tomaram recursos para financiamento. A pesquisa utiliza-se, portanto, da função classificatória da análise discriminante. Constitui questão de pesquisa a investigação do tipo financeiro que caracteriza as empresas que incorreram em inadimplência, após tomarem recursos para financiar projetos de investimento. A amostra inicial consta de 84 empresas. São investigadas 27 variáveis selecionadas com base em critérios teóricos e a partir da pesquisa bibliográfica relacionada ao tema. Sobre elas aplicam-se testes de diferenças de médias entre os grupos, a partir dos quais são eliminadas variáveis cujas médias não apresentam diferenças significativas na população. Em seguida, aplica-se análise de correlação, com o objetivo de eliminar variáveis altamente correlacionadas, que possam prejudicar o desempenho do modelo. O modelo é composto por 4 variáveis que mostraram maior poder de discriminação e mostrou aderência à teoria da análise financeira de balanços, especialmente no que se refere à liquidez, indicadores de capital de giro e lucratividade. Os resultados foram considerados satisfatórios, com classificação correta de 32 das 38 empresas inadimplentes. A partir da interpretação das variáveis componentes da Função Discriminante Linear de Fischer e da análise, caso a caso, das seis inadimplentes incorretamente classificadas, investiga-se o tipo financeiro da empresa inadimplente na população pesquisada. A utilidade da discriminação está em que, sendo antecipada, possibilitará que medidas corretivas possam ser propostas à empresa, visando melhorar a sua situação financeira para evitar a inadimplência.

Palavras-chave: análise financeira. análise discriminante. inadimplência.

ABSTRACT

Banking official institutions provides public resources financing with the goal of increasing investment and promote economic and social development. So it is crucial the projects financed success, which can be damaged if the companies presenting financial difficulties that lead us to default. This study deals with default and their financial causes. The survey was developed in a South Brazilian state credit institution which aim goal is promote economic and social development and employs statistical method of multivariate discriminant analysis for data treatment, which are obtained from the financial statements. A model that classifies companies into two groups – defaulted and solvent – is obtained. Besides classification function, the research is concerned to search the financial type of the companies that defaulted after taking resources to finance their investment projects. Initial sample consists of 84 companies. 27 variables was initially selected through the application of t-tests for equality of means and correlation analysis it were reduced for 4 variables which showed greater power of discrimination in the final model. The model generated showed adherence to the theory of financial analysis of the balance sheet, especially with regard to liquidity and work capital and profitability. The results were considered satisfactory, with correct classification of 32 of the 38 defaulted companies. The interpretation of the Fischer's linear discriminant function and, case by case analysis those default companies that were incorrectly classified leads to the type of company financial default in the population studied. The usefulness of such discrimination is that, as anticipated, enable corrective measures could be proposed to the company to improve its financial situation and avoid default.

Keywords: financial analysis. discriminant analysis. default.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

| | |
|---|----|
| QUADRO 1 - FASES DE UM PROJETO..... | 17 |
| QUADRO 2 - PRINCIPAIS ÍNDICES DA ANÁLISE ECONÔMICO-FINANCEIRA SEGUNDO MATARAZZO (1998)..... | 26 |
| QUADRO 3 - PRINCIPAIS ÍNDICES DA ANÁLISE ECONÔMICO-FINANCEIRA SEGUNDO ASSAF NETO (2005)..... | 26 |
| GRÁFICO 1 - MODELO DE BAUMOL (1952) DE ADMINISTRAÇÃO DE CAIXA..... | 34 |
| GRÁFICO 2 - MODELO DE MILLER E ORR (1966)..... | 36 |
| QUADRO 4 - SUBDIVISÕES DOS ITENS CIRCULANTES E EXEMPLIFICAÇÃO DAS CONTAS QUE ABRANGEM SEGUNDO FLEURIET (1980)..... | 37 |
| QUADRO 5 - TIPOS DE ESTRUTURAS E SITUAÇÕES FINANCEIRAS..... | 40 |
| FIGURA 1 – PROCESSO DE SELEÇÃO DA AMOSTRA..... | 65 |
| FIGURA 2 - CRITÉRIO UTILIZADO NA COLETA DE DADOS DE EMPRESAS INADIMPLENTES..... | 67 |
| FIGURA 3 - CRITÉRIO UTILIZADO NA COLETA DE DADOS DE EMPRESAS ADIMPLENTES..... | 67 |
| QUADRO 6 – DESCRIÇÃO DOS CRITÉRIOS DE SELEÇÃO DAS 27 VARIÁVEIS..... | 72 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|----|
| TABELA 1 - TESTES “t <i>STUDENT</i> ” PARA A DIFERENÇA DE MÉDIAS DOS GRUPOS..... | 73 |
| TABELA 2 – MATRIZ DE CORRELAÇÃO..... | 76 |
| TABELA 3 – TESTES DE IGUALDADE PARA A MÉDIA DOS GRUPOS..... | 77 |
| TABELA 4 – ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS 79 EMPRESAS..... | 78 |
| TABELA 5 – DADOS DAS QUATRO VARIÁVEIS INDEPENDENTES, ESCORE “Z” E CLASSIFICAÇÃO PREDITA PELO MODELO..... | 80 |
| TABELA 6 – COEFICIENTES ESTANDARTIZADOS DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE..... | 82 |
| TABELA 7 – SIGNIFICÂNCIA DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE..... | 82 |
| TABELA 8 – MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO DOS RESULTADOS..... | 83 |
| TABELA 9 – EMPRESAS INADIMPLENTES INCORRETAMENTE CLASSIFICADAS..... | 84 |

LISTA DE SIGLAS

AC – Ativo Circulante
ACC – Ativo Circulante Cíclico
ACF – Ativo Circulante Financeiro
AP – Ativo Permanente
ARLP – Ativo Realizável a Longo Prazo
BRDE – Banco Regional de Desenvolvimento do Extremo Sul
BACEN – Banco Central do Brasil
CCL – Capital Circulante Líquido
FDLF – Função Discriminante Linear de Fischer
GREN – Grau de Endividamento
GRIMOB – Grau de Imobilizações
IGPM – Índice Geral de Preços - Mercado
IOG – Investimento Operacional em Giro
IPL – Imobilização do Patrimônio Líquido
LC – Liquidez Corrente
LG – Liquidez Geral
LL – Lucro Líquido
In AT – logaritmo neperiano do Ativo Total
In PT – logaritmo neperiano do Passivo de Terceiros
In RL – logaritmo neperiano da Receita Líquida
LOP – Lucro Operacional
LS – Liquidez Seca
MG – Margem de Garantia
MRLM – Modelo de Regressão Logística Multivariado
NCG – Necessidade de Capital de Giro
PC – Passivo Circulante
PCC – Passivo Circulante Cíclico
PCO – Passivo Circulante Oneroso
PCT – Participação de Capitais de Terceiros
PELP – Passivo Exigível a Longo Prazo

PL – Patrimônio Líquido

PNC – Passivo Não-Circulante

REF – Resultados de Exercícios Futuros

RL – Receita Líquida

RsV – Retorno sobre Vendas

ROA – *Return on Assets*; Retorno sobre o Ativo

ROE – *Return on Equity*; Retorno sobre o Patrimônio Líquido

ROI – *Return on Investments*; Retorno sobre o Investimento

SPSS - *Statistical Package for the Social Sciences*

T ou TES – saldo de Tesouraria

SUMÁRIO

| | |
|---|-----------|
| 1 INTRODUÇÃO..... | 14 |
| 1.1 QUESTÃO DE PESQUISA..... | 18 |
| 1.2 DELIMITAÇÃO..... | 18 |
| 1.3 OBJETIVOS..... | 20 |
| 1.4 JUSTIFICATIVA..... | 21 |
| 1.5 ESTRUTURA..... | 22 |
| 2 REFERENCIAL TEÓRICO..... | 23 |
| 2.1 ANÁLISE FINANCEIRA POR MEIO DE ÍNDICES..... | 23 |
| 2.2 LIQUIDEZ..... | 28 |
| 2.3 ANÁLISE DO CAPITAL DE GIRO..... | 32 |
| 2.3.1 MODELO DE FLEURIET..... | 36 |
| 2.3.1.1 Divisão dos Itens Circulantes..... | 36 |
| 2.3.1.2 Auto-financiamento..... | 37 |
| 2.3.1.3 Capital Circulante Líquido..... | 38 |
| 2.3.1.4 Investimento Operacional em Giro..... | 38 |
| 2.3.1.5 Saldo de Tesouraria..... | 39 |
| 2.3.1.6 Estruturas Financeiras..... | 40 |
| 2.3.1.7 Efeito Tesoura..... | 40 |
| 2.4 MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIAS..... | 41 |
| 3 METODOLOGIA..... | 50 |
| 3.1 INTRODUÇÃO..... | 50 |
| 3.2 ANÁLISE MULTIVARIADA..... | 53 |
| 3.2.1 Análise Discriminante..... | 54 |
| 3.2.1.1 Desenvolvimento da Análise Discriminante..... | 56 |
| 3.2.1.1.1 Objetivos..... | 56 |
| 3.2.1.1.2 Suposições da análise discriminante..... | 56 |
| 3.2.1.1.3 Estimação do modelo discriminante..... | 57 |
| 3.2.1.1.3.1 Função discriminante linear de Fischer..... | 57 |
| 3.2.1.1.4 Avaliação do ajuste geral..... | 59 |
| 3.2.1.1.5 Processo de classificação..... | 60 |

| | | |
|------------|--|-----------|
| 3.2.1.1.6 | Avaliação das diferenças de grupos..... | 60 |
| 3.2.1.1.7 | Avaliação da capacidade preditiva..... | 61 |
| 3.2.1.1.8 | Escore de corte..... | 61 |
| 3.2.1.1.9 | Construção das matrizes de classificação..... | 62 |
| 3.2.1.1.10 | Medição da precisão preditiva em relação ao acaso..... | 62 |
| 3.2.1.1.11 | Interpretação e validação dos resultados..... | 63 |
| 3.3 | AMOSTRA..... | 64 |
| 3.4 | VARIÁVEIS..... | 67 |
| 4 | RESULTADOS..... | 73 |
| 5 | CONSIDERAÇÃO FINAIS..... | 89 |
| | REFERÊNCIAS..... | 93 |

1 INTRODUÇÃO

Esta dissertação versa sobre a inadimplência das empresas. O tema da pesquisa é a análise de crédito bancário e foi desenvolvida no Banco Regional de Desenvolvimento do Extremo Sul – BRDE, instituição de crédito estatal de fomento econômico e social. Emprega-se método estatístico para tratamento dos dados, os quais são os valores monetários e índices calculados por meio da análise financeira dos demonstrativos contábeis, com base nos quais é obtido um modelo que classifica em dois grupos – adimplentes e inadimplentes - as empresas que tomaram recursos para financiamento. A detecção prévia da inadimplência justifica-se por permitir que medidas corretivas possam ser tomadas para melhorar a situação financeira daquelas classificadas no grupo das empresas inadimplentes. Ao final, apresenta-se o modelo e as diferenças significantes no tipo financeiro dos dois grupos, considerando as variáveis independentes que compõem o modelo.

A análise de crédito bancário consiste no conjunto de procedimentos operacionalizados pelos bancos com o fim de verificar a viabilidade da concessão de um crédito. Tal viabilidade refere-se à segurança do retorno do capital emprestado, no prazo estipulado, assim como planejado e contratado. Como observa Helfert, (2000, p. 101), “os credores estão interessados em financiar as necessidades de um negócio bem sucedido, que funcionará como esperado”.

De modo geral, qualquer análise de crédito deve observar os chamados “5C’s” do crédito, atribuídos a Weston e Brigham (1972):

- a) caráter: refere-se ao histórico de pontualidade e disposição de honrar compromissos financeiros;
- b) capacidade: habilidade de gestão operacional e estratégica dos negócios da empresa;
- c) condições externas: são os fatores externos da economia que podem ter influência na solvência da empresa;
- d) capital: é a situação financeira da empresa e sua influência na capacidade de pagamento;
- e) colateral: refere-se aos ativos que o tomador pode oferecer como garantia do crédito concedido;

Silva (2000) acrescentou o sexto “C”:

- f) conglomerado: é a análise não apenas de uma empresa específica, mas do conjunto de empresas ligadas no qual a pleiteante se insere (SILVA, 2000, p. 98).

Assim, a situação financeira constitui um subconjunto dos aspectos da análise de crédito, denominada “capital” nos “5 C’s” do crédito.

A análise de crédito, por sua vez, está condicionada por um conjunto de diretrizes que compõem a política de crédito da instituição.

Tais diretrizes são influenciadas tanto pelas normas legais que regulam a atividade bancária a nível internacional, nacional e regional, como pela definição estratégica da instituição em particular. Seguem-se, então, alguns pontos sobre as normas legais e a definição estratégica, no âmbito da pesquisa aqui apresentada.

Neste trabalho, os dados sobre os quais são desenvolvidas análises quantitativas, são as demonstrações contábeis de empresas que tomaram recursos para investimentos em uma instituição financeira estatal de desenvolvimento econômico, o BRDE.

“O BRDE é uma autarquia constituída sob a forma de convênio celebrado entre os Estados do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná e se constitui em instrumento dos governos desses Estados para o fomento às atividades produtivas da Região Sul, [...]. Sua ação se realiza através da canalização de recursos de médio e de longo prazo para atender às necessidades de financiamento dos investimentos produtivos que se realizam na região. Os recursos repassados pelo BRDE são obtidos principalmente de órgãos do Governo Federal, além de recursos próprios” (BRDE, Notas Explicativas às Demonstrações Financeiras, 2006/2007).

Quanto às determinações legais, no âmbito dos bancos de desenvolvimento, além das determinações do Acordo da Basiléia² e da regulamentação do Sistema Financeiro Nacional, que atingem a todas as instituições bancárias, os mesmos estão submetidos à resolução do Banco Central do Brasil - BACEN que regulamentou a constituição e o funcionamento dos bancos de desenvolvimento:

os Bancos de Desenvolvimento devem efetuar adequada análise técnica, econômica, financeira e jurídica do projeto ou empreendimento a ser beneficiado, como medida preliminar à concessão de apoio financeiro.

Parágrafo único. As análises efetuadas devem evidenciar os seguintes requisitos mínimos:

- a) existência de mercado para os bens e/ou serviços a serem produzidos;
- b) exeqüibilidade técnica do processo de produção e disponibilidade dos fatores necessários;
- c) rentabilidade operacional do empreendimento;
- d) viabilidade do esquema financeiro e segurança de disponibilidade dos demais recursos;
- e) capacidade de pagamento do beneficiário;
- f) garantias suficientes;
- g) capacidade empresarial do grupo empreendedor;
- h) ficha cadastral satisfatória (BANCO CENTRAL DO BRASIL, Resolução nº 394, de 3 de novembro de 1976, art. 14).

Quanto à definição estratégica, constitui uma peculiaridade o fato de que as instituições de fomento financiam projetos de investimento que sejam capazes de induzir ao desenvolvimento econômico e social. O projeto será capaz de realizar este objetivo de desenvolvimento somente se for plenamente implantado. Assim, há que se verificar que a empresa seja capaz de realizar o projetado com o grau de sucesso planejado. Visando assegurar que isto aconteça, a análise de crédito em tais instituições, envolve, além das ferramentas normalmente utilizadas pelos bancos comerciais para analisar a empresa e sua capacidade de tomar os recursos e retorná-los no prazo estipulado, também a observância dos requisitos de viabilidade do projeto proposto e capacidade de gerar desenvolvimento econômico e social.

² O Acordo da Basiléia determinou que, a partir de 1988, as instituições financeiras deveriam manter capital suficiente para cobrir as possíveis perdas de valor de seus ativos, com o objetivo de garantir sua solvência.

Neste contexto, é importante para o sucesso da implantação dos projetos, que a situação financeira da empresa seja satisfatória não somente antes da concessão do crédito, mas também após esta; porquanto a deterioração de tal condição irá prejudicar a realização total dos benefícios que os investimentos de capital gerariam, conforme o planejado. O insucesso de um projeto compromete não só o retorno dos recursos para o banco, mas também, o retorno econômico e social do investimento, medido em termos de produto agregado, aumento do capital fixo da economia, da renda e do emprego.

Este trabalho pretende analisar a situação financeira da empresa posteriormente à concessão, no momento conhecido, em instituições de fomento, como “acompanhamento” das operações. Clemente e Fernandes (1998) caracterizam o acompanhamento como um componente da fase de “aferição” de um projeto, conforme se verifica do Quadro 1. Os autores observam que “já durante a execução é necessário verificar constantemente se os progressos conseguidos estão de acordo com o que se projetou. Esse trabalho é denominado acompanhamento ou monitoração.” (CLEMENTE; FERNANDES, 1998, p. 25).

| | |
|----------------|--|
| Equacionamento | 1. Oportunidades (problemas) 2. Desenvolvimento de alternativas 3. Análise das alternativas 4. Avaliação das alternativas |
| Seleção | 5. Escolha entre alternativas viáveis |
| Realização | 6. Projeto de execução 7. Implementação |
| Aferição | 8. Acompanhamento 9. Avaliação |

QUADRO 1 - FASES DE UM PROJETO

FONTE: CLEMENTE e FERNANDES (1998, p.25)

Utilizando procedimento quantitativo baseado nas demonstrações contábeis de empresas que tomaram recursos para a implantação de projetos de investimento, obteve-se uma primeira aproximação na identificação das empresas cuja situação financeira não satisfatória possa comprometer a geração completa dos benefícios projetados. Assim, as empresas componentes da amostra, já tomaram e aplicaram a totalidade dos valores contratados, no entanto, algumas se tornaram inadimplentes, outras não. As que se tornaram inadimplentes, obviamente não realizaram toda a receita e o fluxo de caixa projetado, tendo, por conseqüência, o fluxo de benefícios

planejados prejudicado. Identificar, com antecedência, as empresas que se encaminham para a situação de inadimplência, possibilita que sejam propostas medidas corretivas para evitar a inadimplência, como por exemplo, o alongamento da dívida, uma readequação do projeto, o aporte de novos capitais, ou outras tantas alternativas que dependerão da situação específica e da possibilidade de sua implementação.

Utilizou-se método de procedimento estatístico para tratamento dos dados. Iniciou-se com a análise de variância para identificar as variáveis que apresentam diferenças de médias significantes entre os grupos de empresas adimplentes e inadimplentes; e com a análise da matriz de correlação, com o objetivo de eliminar variáveis altamente correlacionadas. Procedeu-se, então, à análise discriminante para a geração de um modelo de discriminação entre os dois grupos.

1.1 QUESTÃO DE PESQUISA

A pesquisa visa responder à seguinte questão:

Qual o tipo financeiro das empresas que se tornaram inadimplentes, após a concessão de crédito junto ao BRDE, para o financiamento de projetos de investimento, no período de 1997 a 2005?

1.2 DELIMITAÇÃO

A identificação do tipo que responde à questão de pesquisa envolve a construção de um modelo discriminante, nos moldes do que é utilizado para a previsão de inadimplência. Uma vez que tal modelo é obtido a partir de dados das empresas que obtiveram apoio de crédito do BRDE, restringe-se a este universo específico de empresas e aplica-se ao período de tempo referido. A construção do modelo permite analisar o tipo financeiro das empresas que apresentaram inadimplência, e fornece um indicativo para a previsão da inadimplência, mas sua aplicação a situações futuras pode depender de ajustes que incorporem as novas condições.

Gimenez e Uribe-Opazo (2001), observam que na literatura financeira existe a advertência de que os modelos discriminantes não devem substituir a análise dos

demonstrativos contábeis baseada nos índices tradicionais, mas serem usados apenas para complementar as conclusões destes últimos.

Embora complementares, os modelos discriminantes podem ser empregados, de forma inversa, antes da análise financeira tradicional, de maneira que o modelo constitua uma primeira aproximação, de rápida aplicação, na identificação de projetos cujos benefícios podem estar com dificuldades de realizarem-se em sua plenitude, por causa da ocorrência de dificuldades financeiras.

Alguns autores postulam que a falência não é somente decorrente de causas internas, mas que também decorre de condições externas (ROSE; ANDREWS; GIROUX, 1982) e, portanto, propõem que sejam incluídas variáveis macroeconômicas nos modelos de previsão de falências. Outros têm introduzido variáveis para captar o crescimento dos diferentes setores industriais (PLATT, H. D; PLATT, M. B, 1990).

É preciso considerar, portanto, que outros fatores estão envolvidos na análise de crédito, além dos índices financeiros. Se por um lado estes outros fatores não estão diretamente contemplados nesta pesquisa, a qual analisa somente os indicadores financeiros das empresas, é preciso considerar também que uma parte destes fatores podem estar influenciando indiretamente o modelo, já que diferentes facetas dos chamados “5 C’s” do crédito, como por exemplo a “capacidade” e as “condições externas”, acabam por refletirem-se, pelo menos parcialmente, nos índices econômico-financeiros apresentados pela empresa.

Ressalte-se, também, com o propósito de delimitar o trabalho, que a classificação de uma empresa em um grupo inadimplente a partir do modelo não exclui a posterior análise do caso específico por parte do ferramental de análise financeira tradicional e da análise de crédito. Neste trabalho, assume-se a inadimplência como a ocorrência de atraso no pagamento das amortizações e juros dos financiamentos contraídos no BRDE, independentemente do número de dias de atraso.

1.3 OBJETIVOS

Um estudo cuja aplicação seja a previsão da inadimplência após o financiamento, contribui para aumentar o grau de sucesso dos projetos financiados e, por consequência, aumentar o impacto econômico e social positivo, o qual é o objetivo maior da aplicação dos recursos públicos em bancos estatais de desenvolvimento.

Com a pesquisa, objetiva-se traçar o tipo financeiro das empresas que se tornaram inadimplentes após a concessão de financiamento para projetos de investimento, utilizando-se a método de procedimento estatístico quantitativo para tratamento dos dados e técnica estatística de análise discriminante multivariada, aplicada sobre os índices obtidos das demonstrações contábeis das empresas, após tomarem o financiamento e antes de apresentarem a inadimplência. Assim, a pesquisa tem como objetivo geral: investigar o tipo financeiro das empresas que se tornaram inadimplentes após a concessão de recursos para financiamento a projetos de investimento no período de 1997 a 2005, a partir da análise discriminante multivariada. Para isso, pretende-se alcançar os seguintes objetivos específicos:

- a) identificar os valores e indicadores financeiros com diferenças significativas entre os grupos de empresas adimplentes e inadimplentes;
- b) identificar os valores e indicadores financeiros que estão altamente correlacionados e eliminá-los, por não acrescentarem informação adicional ao modelo multivariado, caso todos figurem no modelo;
- c) identificar quais das variáveis da análise financeira têm mais utilidade para a identificação das empresas com maior probabilidade de tornarem-se inadimplentes, após a concessão de financiamento para projetos de investimento, através da geração da função discriminante;
- d) aferir a significância estatística, avaliar o desempenho do modelo e interpretar as variáveis que melhor discriminam e seus pesos na função discriminante para responder à questão de pesquisa enunciada acima.

1.4 JUSTIFICATIVA

A análise discriminante e a análise de regressão logística são técnicas estatísticas que têm sido usadas para o desenvolvimento de modelos de previsão de insolvência e falência. São aplicadas sobre indicadores pretéritos e buscam identificar quais dentre estes, mais informações contêm sobre a possibilidade de futura dificuldade financeira.

Tais dificuldades financeiras são particularmente danosas nas operações realizadas por instituições oficiais de fomento econômico e social, as quais, aplicando recursos públicos, esperam que tais investimentos retornem para a sociedade na forma de aumento do produto interno gerado pela economia, aumento do capital fixo e da capacidade instalada, aumento da renda e da geração de empregos. A ocorrência de dificuldades financeiras não superadas pelas empresas, após tomarem os recursos, pode comprometer a plena realização destes benefícios que o investimento tem o potencial de gerar para a economia. A detecção prévia da insolvência permitirá que medidas sejam tomadas para evitá-la. Como observam Mario e Aquino (2004, p. 192), “prevendo-se a insolvência, dá-se oportunidade aos interessados nesta informação para que se posicionem a seu respeito, [...] evitando perdas maiores”. Assim, considera-se que, perdas maiores, neste caso, são as perdas dos benefícios projetados em investimentos com recursos públicos e a forma de evitá-las é a previsão e adoção de medidas específicas para o caso da empresa que permitam a adequação dos pagamentos aos fluxos de caixa gerados, ou a readequação do projeto, antes que as dificuldades financeiras prejudiquem a total implantação do que foi projetado.

Assim, justifica-se o estudo, que contribui para o melhor entendimento das variáveis que podem identificar uma rota indesejada no rumo da insolvência, para que medidas corretivas possam ser adotadas e a insolvência possa ser evitada.

A geração de modelo com base em índices das demonstrações contábeis é de fácil operacionalização pela instituição credora, pois utiliza apenas variáveis internas das empresas, cujos valores geralmente podem ser coletados com facilidade, o que justifica sua utilização como instrumento gerencial de acompanhamento das operações de crédito.

1.5 ESTRUTURA

Após a introdução, o trabalho trata, na seção 2, do referencial teórico relacionado aos indicadores financeiros e aos modelos de previsão de insolvência. Na seção 3, são descritas a metodologia, a amostra e as variáveis; na seção 4 são apresentados e interpretados os resultados e, na seção 5, são feitas as considerações finais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

A respeito do papel econômico e social do crédito, Silva (2000, p. 68) lista as seguintes funções:

- a) possibilita às empresas aumentarem seu nível de atividade;
- b) estimula o consumo influenciado pela demanda;
- c) ajuda as pessoas a obterem moradia, bens e até alimentos;
- d) facilita a execução de projetos para os quais as empresas não disponham de recursos próprios suficientes.

No contexto dos bancos de desenvolvimento, a facilitação da execução e implantação de projetos constitui o meio pelo qual tais instituições buscam seu objetivo de promover ações de fomento ao desenvolvimento econômico e social. Assim, o BRDE, banco no qual se desenvolve esta pesquisa, tem como missão estatutária “promover e liderar ações de fomento ao desenvolvimento econômico e social, apoiando as iniciativas governamentais e empresariais, por meio do planejamento e do apoio técnico, institucional e creditício de médio e longo prazo”. (BRDE, Mensagem da Diretoria, junho de 2007).

2.1 ANÁLISE FINANCEIRA POR MEIO DE ÍNDICES

As informações comumente usadas para análise de crédito são: demonstrações contábeis; relatórios de crédito com o histórico de pagamento do cliente junto a outras empresas; informações dos bancos e a experiência de pagamento do cliente com a própria empresa (ROSS; JAFFE; WESTERFIELD, 1996, p. 580). Além disso, os autores referem-se também às diretrizes tradicionais e subjetivas mais conhecidas: caráter, capacidade, capital e condições.

No contexto do planejamento financeiro interno da empresa, os dados das demonstrações contábeis são usadas na análise do desempenho global da empresa e na avaliação de sua situação financeira presente, tendo como objetivos, entre outros: verificar se a situação da sua própria empresa se encontra dentro dos parâmetros do setor, compreender as políticas seguidas por um concorrente, verificar a saúde financeira de um cliente (BREALEY; MYERS, 1992).

As demonstrações contábeis utilizadas na obtenção dos índices da análise financeira são o balanço patrimonial e a demonstração de resultados. O balanço

patrimonial fornece a visão do ativo e do passivo, em determinada data. No grupo ativo encontra-se, mais acima, o sub-grupo ativo circulante, que apresenta os ativos mais líquidos. Neste sub-grupo estão as contas de disponibilidades, títulos de curto prazo, valores a receber de clientes, estoques e outros ativos circulantes, como as despesas pagas antecipadamente. O ativo realizável a longo prazo constitui um sub-grupo de ativos menos líquidos que os circulantes, onde encontram-se os títulos realizáveis após o exercício subsequente e outros direitos também realizáveis no longo prazo. O sub-grupo menos líquido do lado ativo do balanço patrimonial é o ativo permanente, o qual está dividido em: investimentos, imobilizado e diferido.

Os sub-grupos ativo realizável a longo prazo e ativo permanente compõem o chamado ativo não-circulante.

O grupo passivo do balanço está subdividido nos sub-grupos passivo circulante, onde se agrupam as obrigações a pagar no exercício subsequente, inclusive os financiamentos bancários; o passivo realizável a longo prazo, os resultados de exercícios futuros e o patrimônio líquido, sendo que os três últimos compõem a parte não-circulante do passivo.

A demonstração de resultados mostra a formação do lucro obtido no exercício, de forma dedutiva, a partir da receita bruta de vendas, da qual, deduzidos os impostos sobre vendas e as vendas canceladas, obtém-se a receita líquida de vendas. Desta, deduz-se o custo das mercadorias / produtos vendidos e as despesas operacionais e obtém-se o lucro operacional. O lucro líquido é obtido a partir do lucro operacional, somando-se ou subtraindo-se receitas e despesas não operacionais e deduzindo-se a tributação sobre a renda.

Dentre as técnicas de análise das demonstrações contábeis mais utilizadas estão as análises vertical e horizontal e a análise dos índices econômico-financeiros.

Na análise vertical, calcula-se o percentual de cada conta em relação a um conjunto de contas, que pode ser um subgrupo ou um grupo da demonstração considerada. Por exemplo, o percentual que a conta “estoques” representa em relação ao subgrupo “ativo circulante”; ou em relação ao grupo “ativo”. O objetivo da análise vertical é “mostrar a importância de cada conta em relação à demonstração financeira a que pertence e, através da comparação com padrões do ramo ou com percentuais da empresa em anos anteriores, permitir inferir se há itens fora das proporções normais” (MATARAZZO, 1998, p. 255). A análise horizontal baseia-se na

evolução da conta, ou grupo de contas, numa série de demonstrações, consideradas em períodos de tempo iguais.

Os chamados “índices” são relações obtidas entre valores monetários das demonstrações contábeis.

Sobre o interesse dos índices na análise de crédito, Van Horne (1984, p. 171) afirma que “o analista deve fazer uma análise de índices com os demonstrativos financeiros do candidato a crédito [...] e interessar-se-á principalmente pela liquidez do candidato e por sua capacidade de pagar as contas dentro do prazo”. A finalidade dos índices é avaliar o desempenho da empresa sob diversos aspectos, que podem variar de acordo com o interesse do analista.

Brealey e Myers (1992) descrevem quatro tipos de índices financeiros:

- a) índices de endividamento;
- b) índices de liquidez;
- c) índices de rentabilidade;
- d) índices de valor de mercado.

Para Gitman (2004, p.45), os índices financeiros podem ser divididos em cinco categorias: liquidez, atividade, endividamento, rentabilidade e valor de mercado.

Alguns autores preferem denominar os índices de endividamento como índices de estrutura de capital. Nota-se também que alguns autores utilizam a denominação rentabilidade, em lugar de lucratividade, para índices que apresentam resultados no numerador, sejam na forma de vendas ou de lucros. Neste trabalho adota-se a denominação lucratividade para esta categoria de índices.

Para Matarazzo (1998, p. 158), os principais índices podem ser agrupados em índices de estrutura de capital, índices de liquidez e índices de rentabilidade (Quadro 2).

| | |
|---|--|
| Estrutura de Capital | |
| Participação de Capitais de Terceiros (Endividamento) | $(\text{Capitais de Terceiros} / \text{Patrimônio Líquido}) \times 100$ |
| Composição do endividamento | $(\text{Passivo Circulante} / \text{Capitais de Terceiros}) \times 100$ |
| Imobilização do Patrimônio Líquido | $(\text{Ativo permanente} / \text{Patrimônio Líquido}) \times 100$ |
| Imobilização dos recursos não-correntes | $(\text{Ativo permanente} / (\text{Patrimônio Líquido} + \text{Exigível a longo prazo})) \times 100$ |
| Liquidez | |
| Liquidez Geral | $((\text{Ativo Circulante} + \text{Realizável a longo prazo}) / (\text{Passivo circulante} + \text{Exigível a longo prazo}))$ |
| Liquidez Corrente | $\text{Ativo circulante} / \text{passivo circulante}$ |
| Liquidez Seca | $(\text{Disponível} + \text{Títulos a Receber} + \text{Outros ativos de rápida conversibilidade}) / \text{Passivo circulante}$ |
| Rentabilidade | |
| Giro do Ativo | $\text{Vendas líquidas} / \text{Ativo}$ |
| Margem Líquida | $(\text{Lucro líquido} / \text{Vendas Líquidas}) \times 100$ |
| Rentabilidade do Ativo | $(\text{Lucro líquido} / \text{Ativo}) \times 100$ |
| Rentabilidade do Patrimônio Líquido | $(\text{Lucro líquido} / \text{Patrimônio líquido médio}) \times 100$ |

QUADRO 2 - PRINCIPAIS ÍNDICES DA ANÁLISE FINANCEIRA, SEGUNDO MATARAZZO (1998)

FONTE: MATARAZZO (1998, p. 158, modificado)

Assaf Neto (2005, p. 112-120) classifica os principais índices em: índices de liquidez, de atividade, de endividamento e estrutura, de rentabilidade e de análise de ações (Quadro 3).

continua

| | |
|--|---|
| Liquidez | |
| Liquidez corrente | $\text{Ativo circulante} / \text{passivo circulante}$ |
| Liquidez seca | $(\text{Ativo circulante} - \text{Estoques} - \text{Despesas antecipadas}) / \text{Passivo Circulante}$ |
| Liquidez imediata | $\text{Disponível} / \text{Passivo Circulante}$ |
| Liquidez Geral | $((\text{Ativo Circulante} + \text{Realizável a longo prazo}) / (\text{Passivo circulante} + \text{Exigível a longo prazo}))$ |
| Atividade | |
| Prazo Médio de Estocagem | $(\text{Estoque Médio} / \text{Custo dos Produtos Vendidos}) \times 360$ |
| Prazo Médio de pagamento a fornecedores | $(\text{Fornecedores (Média)} / \text{Compras anuais a prazo}) \times 360$ |
| Prazo Médio de Cobrança | $(\text{Valores a Receber de vendas a prazo (Média)} / \text{Vendas anuais a prazo}) \times 360$ |
| Endividamento e Estrutura | |
| Relação Capital de Terceiros/Capital Próprio | $(\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível a longo prazo}) / \text{Patrimônio Líquido}$ |
| Relação Capital de Terceiros/Passivo total | $(\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível a longo prazo}) / \text{Passivo total}$ |
| Imobilização de recursos permanentes | $\text{Ativo Permanente} / (\text{Exigível a longo prazo} + \text{Patrimônio líquido})$ |

QUADRO 3 - PRINCIPAIS ÍNDICES DA ANÁLISE FINANCEIRA, SEGUNDO ASSAF NETO (2005, p. 112-120)

conclusão

| | |
|--|--|
| Rentabilidade | |
| Retorno sobre o Ativo (ROA) | Lucro Operacional/Ativo total Médio |
| Retorno sobre o Investimento (ROI) | Lucro Operacional/Investimento Médio |
| Retorno sobre o Patrimônio Líquido (ROE) | Lucro líquido/Patrimônio líquido Médio |
| Rentabilidade das vendas | Lucro líquido/vendas líquidas ou lucro operacional/vendas líquidas |
| Indicadores de Análise de Ações | |
| Lucro por Ação | Lucro líquido/Número de ações emitidas |
| Índice preço/lucro | Preço de mercado da ação/Lucro por ação |

QUADRO 3 - PRINCIPAIS ÍNDICES DA ANÁLISE FINANCEIRA, SEGUNDO ASSAF NETO (2005)

FONTE: Elaborado pelo autor, a partir de ASSAF NETO (2005, p. 112-120)

De modo geral, estão sempre presentes entre os mais utilizados, os índices que avaliam a liquidez, a estrutura de capitais ou endividamento e a lucratividade.

Gitman (2004) lista seis índices de rentabilidade:

- a) margem de lucro bruto: mede a porcentagem de cada unidade monetária de vendas que resta após o pagamento do custo dos produtos vendidos. É calculada por:

$$\text{margem de lucro bruto} = (\text{lucro bruto} / \text{receita de vendas});$$
- b) margem de lucro operacional: mede a proporção de cada unidade monetária de receita de vendas que permanece após a dedução de todos os custos e despesas, não incluindo juros e impostos. É calculado por:

$$\text{margem de lucro operacional} = (\text{resultado operacional} / \text{receita de vendas});$$
- c) margem de lucro líquido: representa a proporção de cada unidade monetária de receita de vendas restante após a dedução de todos os custos, despesas, juros e impostos. É calculada por:

$$\text{margem de lucro líquido} = (\text{lucro líquido} / \text{receita de vendas});$$
- d) lucro por ação: representa o número de unidades monetárias de lucro obtido no período para cada ação ordinária. É calculado por:

$$\text{lucro por ação} = (\text{lucro disponível para os acionistas ordinários} / \text{número de ações ordinárias});$$
- e) retorno do ativo total: mede a eficácia geral da administração de uma empresa em termos de geração de lucros com os ativos disponíveis. É calculado por:

retorno do ativo total = (lucro líquido / ativo total);

- f) retorno do capital próprio: mede o retorno obtido no investimento do capital dos acionistas ordinários da empresa. É calculado por:

retorno do capital próprio = (lucro líquido / patrimônio líquido).

Para Weston e Brigham (1972), os índices de lucratividade mostram os efeitos combinados da liquidez, da administração de ativos e da administração da dívida sobre os resultados operacionais. Os autores incluem entre os índices de lucratividade o giro dos ativos totais, que mede a geração de vendas em relação aos ativos da empresa. Assim,

Giro dos ativos totais = (vendas / ativos totais).

As análises vertical, horizontal e por meio de índices financeiros são usadas em conjunto visando traçar o histórico percorrido pela empresa no período analisado e descrever sua situação atual. Para Matarazzo (1998, p. 255),

a análise através de índices financeiros é genérica; relaciona grandes itens das demonstrações financeiras e permite dar uma avaliação à empresa. A análise vertical/horizontal desce a um nível de detalhes que não permite essa visão ampla da empresa, mas possibilita localizar pontos específicos de falhas, problemas e características da empresa e explicar os motivos de a empresa estar em determinada situação.

Além da análise financeira tradicional, os índices são também utilizados para prever a probabilidade de que a empresa se torne insolvente, como será descrito na seção 2.6, ou para o estabelecimento, por parte do credor, de parâmetros mínimos ou máximos que a empresa deverá ter antes da concessão, ou que deverá manter após a concessão, por força de contrato.

2.2 LIQUIDEZ

A administração financeira se ocupa do tema da chamada liquidez das empresas, quando procura a melhor administração para a conta caixa, considerando os passivos e ativos circulantes da empresa e como a sua atividade

operacional influencia estas contas. O termo é também usado no mercado financeiro quando trata da liquidez dos ativos comercializados.

O inadimplemento, que é o atraso no pagamento das obrigações, pode ser causado pela baixa liquidez, sendo considerado como o primeiro sintoma da insolvência, entendida esta última como a situação em que a empresa não possui mais recursos para honrar suas obrigações (FAMÁ; GRAVA, 2000, p. 1). Neste estudo, é utilizado o termo “inadimplência”, sendo caracterizadas como inadimplentes as empresas faltaram ao seu compromisso de pagamento no vencimento das amortizações de financiamentos para projetos de investimentos. Assim, como detalhado na seção 3.2, assume-se a inadimplência, neste trabalho, como a ocorrência de atraso no pagamento das amortizações e juros dos financiamentos contraídos no BRDE, independentemente do número de dias de atraso.

Para outros ativos além do dinheiro, a liquidez tem duas dimensões: “(1) o tempo necessário para converter o ativo em dinheiro e, (2) o grau de certeza associado com a taxa de conversão, ou preço, realizado pelo ativo” (VAN HORNE, 1995, p. 39).

Francis (1991, p. 85) alerta para os custos que podem ser gerados na conversão dos ativos: “ativos sem liquidez não podem ser vendidos rapidamente, a menos que o vendedor incorra em significantes custos para isto”.

O tempo necessário para que o ativo seja convertido em caixa, determina sua liquidez. Assim, se o ativo é facilmente conversível em dinheiro, é mais líquido; mas se esta conversão demanda tempo e o vendedor deve arcar com perdas para que a mesma seja realizada, então, o ativo será menos líquido.

As contas de disponibilidades que incluem caixa e bancos são as mais líquidas. Como no ativo, as contas estão “dispostas em ordem decrescente de grau de liquidez” (art. 178, § 1º, Lei 6404 de 15 de dezembro de 1976), então, as contas mais acima, no lado “ativo” do balanço patrimonial são mais líquidas, mais conversíveis em dinheiro e, portanto, mais aptas ao pagamento das obrigações da empresa ³.

³ Eventualmente, o credor pode aceitar ativos menos líquidos, mas o devedor deve aceitar perdas, traduzidas nas taxas de desconto.

Quando está concedendo crédito, interessa ao credor, não apenas o montante relativo das dívidas da empresa, dado pelos índices de endividamento, mas também, se a mesma poderá dispor tempestivamente do dinheiro para o reembolso. São utilizadas diversas medidas de liquidez, sendo as mais comumente encontradas na literatura:

- a) liquidez corrente = ativo circulante / passivo circulante;
- b) liquidez geral = (ativo circulante + ativo realizável a longo prazo) / (passivo circulante + passivo exigível a longo prazo);
- c) liquidez seca = (ativo circulante – estoques – despesas pagas antecipadamente) / passivo circulante;
- d) liquidez imediata = disponibilidades / passivo circulante.

Segundo Weston e Brigham (2000), o índice de liquidez corrente indica a extensão pela qual os passivos circulantes são cobertos pelos ativos que se esperam converter em caixa no próximo exercício.

Sobre o índice aceitável de liquidez corrente, Gitman (2004, p.46) pondera que a aceitação de um valor depende do setor no qual a empresa atua. Em geral, quanto mais previsíveis forem os fluxos de caixa, mais baixo será o índice de liquidez aceitável.

Brealey e Myers (1992) incluem entre os indicadores de liquidez freqüentemente usados pelos gestores, também, o índice obtido da relação entre a diferença (AC – PC) e o ativo total. A diferença (AC – PC) corresponde ao chamado capital circulante líquido, descrito adiante na seção 2.3.1.3, de forma que a relação, citada pelos autores, compara o capital circulante líquido aos ativos totais.

Na análise financeira, os índices de liquidez expressam a relação entre as dívidas e os recursos para pagamento das mesmas. Tais índices, como a liquidez corrente, liquidez geral, liquidez seca e liquidez imediata, fazem uma aproximação da variável “tempo de conversão” quando dividem tanto dívidas como recursos em curto prazo e longo prazo. No entanto, é apenas uma aproximação, pois dentro do grupo de ativos circulantes, por exemplo, há ativos mais líquidos (caixa, bancos) agrupados com ativos menos líquidos (duplicatas), já que as disponibilidades são “a

própria liquidez” e as duplicatas demandam tempo para serem convertidas ou acarretam perdas no processo (taxas de desconto).

Como observam Brigham e Houston (1996),

uma alta liquidez corrente não garante que uma empresa terá o caixa necessário para atender às suas necessidades. Se não é possível vender os estoques ou se as contas a receber não podem ser cobradas oportunamente, então a segurança aparente associada a uma alta liquidez corrente pode ser ilusória.

Assim, os índices de liquidez da análise financeira tradicional fornecem uma aproximação da liquidez, mas são imperfeitos, pois recursos com diferentes graus de liquidez encontram-se agrupados. A consideração mais acurada dos prazos envolvidos pode ser feita pela análise dinâmica do capital de giro, na qual os prazos dos ativos circulantes são considerados separadamente, por sub-grupo do ativo circulante.

2.3 ANÁLISE DO CAPITAL DE GIRO

A análise vertical e horizontal e a análise por meio de índices fornecem uma visão do desempenho pretérito da empresa e de sua situação presente. A função de administração financeira das empresas utiliza-se destas ferramentas, também, para planejar-lhes o futuro financeiro, de acordo com as perspectivas de crescimento. O crescimento das vendas, por exemplo, implica que seja sustentado por ativos adicionais. O crescimento dos ativos pode ser financiado por aumentos espontâneos⁴ de contas a pagar, provisões e lucros retidos ou, caso estes aumentos não sejam suficientes, a diferença precisa ser financiada por fontes externas, na forma de financiamentos de terceiros ou aporte de capitais próprios. As opções entre as diferentes alternativas são denominadas de decisões de financiamento tomadas pelas empresas.

A administração do capital de giro envolve decisões sobre o volume e a composição do ativo circulante e como ele deve ser financiado [...] Quanto maior a proporção relativa de ativo líquido, menor o risco de ficar sem caixa, caso os demais fatores não se alterem. (VAN HORNE, 1984, p. 140).

Para Brigham e Houston, (1996, p. 561), a política de capital de giro se refere às políticas da empresa com respeito a:

- a) níveis desejados de cada categoria de ativos correntes;
- b) como os ativos circulantes serão financiados.

⁴ “fundos obtidos automaticamente com transações de negócios rotineiras. À medida que as vendas aumentam, as compras de matérias-primas também irão crescer e essas compras maiores levarão, espontaneamente, a níveis mais altos de contas a pagar. De modo semelhante, um nível de operações mais alto exigirá mais mão-de-obra, ao passo que vendas mais altas devem resultar em lucros tributáveis mais altos, elevando as provisões com salários e impostos, respectivamente. Assim, o aumento das vendas, aumenta as contas de ativo e também os fundos que são gerados espontaneamente para financiamento dos acréscimos no ativo” (BRIGHAM e HOUSTON, 1999, p. 535).

Ross, Jaffe e Westerfield (1996, p. 539) definem dois tipos básicos de políticas financeiras de curto prazo: flexíveis e restritivas. As flexíveis caracterizam-se por manutenção de saldos elevados de caixa, investimentos elevados em estoques e concessão de crédito em condições liberais, resultando em nível elevado de contas a receber. As restritivas caracterizam-se por manutenção de saldos reduzidos de caixa e nenhum investimento em títulos negociáveis, pequenos investimentos em estoques e a não realização das vendas a prazo e, portanto, nenhum investimento em contas a receber. Obviamente, constituem-se em situações de limite e antagônicas, entre as quais cabem as mais diferentes gradações de nível de investimento em ativos de curto prazo.

A determinação dos níveis apropriados de ativo e passivo circulantes dos quais depende o nível de capital de giro, envolve decisões fundamentais relativas à liquidez da empresa e ao escalonamento dos prazos de seus financiamentos. Num sentido amplo, a variável de decisão apropriada a ser examinada do lado do ativo de um balanço é o perfil dos prazos, ou seja, a liquidez do ativo da empresa – quer dizer, o giro deste ativo e sua transformação em caixa. (VAN HORNE, 1984, p. 132).

O autor observa, ainda, que a administração do capital de giro geralmente é considerada a administração da parte do ativo circulante referente ao caixa e títulos negociáveis, contas a receber estoques; e do passivo exigível circulante ⁵.

Na literatura de administração financeira a expressão capital de giro aparece muitas vezes como sinônimo do ativo circulante, isto é, compreendendo basicamente, o estudo das disponibilidades, das duplicadas a receber e dos estoques (SILVA, 2000).

⁵ Quanto às fontes de financiamento de curto prazo para o capital de giro, Van Horne classifica-as como espontâneas e não espontâneas. “As contas e os salários e impostos acumulados a pagar são classificados como financiamento espontâneo, porque seu valor é basicamente função do nível de atividade da empresa. Com a expansão das atividades, estes passivos exigíveis em geral aumentam e financiam em parte a cumulação de ativo. Embora tanto as contas a pagar quanto os salários e impostos acumulados a pagar se comportem desta forma, a empresa ainda fica com um certo grau de liberdade para determinar seu valor exato” (VAN HORNE, 1984, p. 184). As outras fontes de financiamento de curto prazo são obtidas no mercado de crédito de curto prazo feito por instituições financeiras.

Outra questão a ser considerada é qual o volume de aplicações a serem mantidas em outros ativos, sejam ativos financeiros, os quais podem ser vendidos para repor o caixa, sejam não financeiros, como é o caso de duplicatas a receber, por exemplo.

Tratando da administração dos níveis ótimos de caixa a serem mantidos Baumol (1950) desenvolveu um modelo que serve de base conceitual para a administração de caixa e que foi aperfeiçoado e desenvolvido posteriormente por outros autores. O modelo de Baumol supõe fluxos de caixa discretos e conhecidos. O nível ótimo de caixa é o que leva a uma minimização de seus custos totais, obtido pela soma de dois tipos de custos: custo de obtenção e custo de manutenção. O custo de obtenção é aquele incorrido para a conversão de títulos negociáveis em caixa e o custo de manutenção é o custo de oportunidade determinado pelos juros que a empresa deixa de receber ao não aplicar estes recursos em títulos negociáveis (ASSAF NETO, 2005, p. 495).

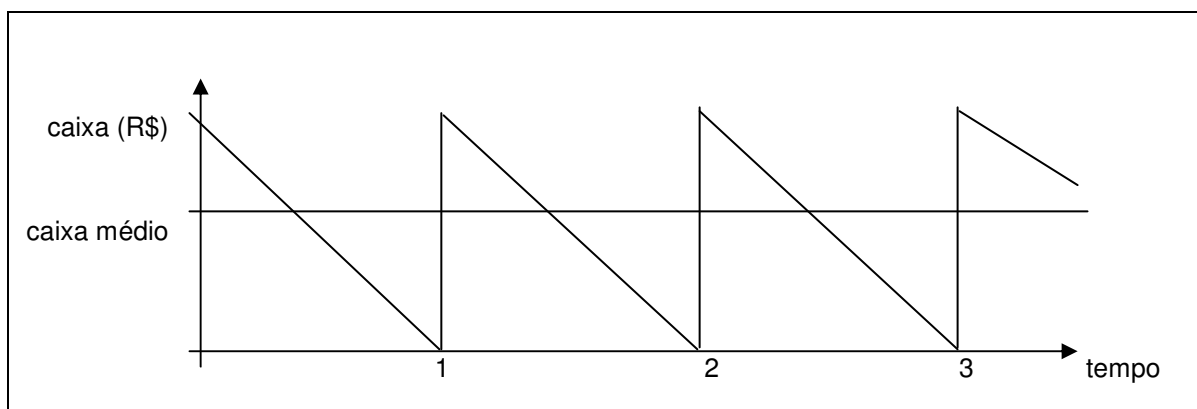


GRÁFICO 1 MODELO DE BAUMOL (1952) DE ADMINISTRAÇÃO DE CAIXA
FONTE: ASSAF NETO, 2005, p. 495

Neste modelo, a empresa inicia o período com certa quantidade de caixa e quando esta quantia termina, vende títulos para repô-la integralmente. Isto se repete no tempo, gerando a chamada forma “dentada” (Gráfico 1).

A expressão final do nível ótimo de caixa (C) é apresentada na equação (1):

$$C = [(2bT)/i]^{1/2} \quad (1)$$

onde:

i : taxa de juros dos títulos negociáveis;

b : custos incorridos nas transações com títulos negociáveis;

T : necessidade total de caixa no período, considerando pagamentos e recebimentos.

O modelo de Baumol introduz conceitos teóricos importantes para a administração do caixa, mas tem limitações quanto ao uso prático:

- a) as necessidades de caixa não são totalmente previsíveis, já que os fluxos de caixa também não o são; exigindo do administrador a manutenção de saldos mínimos de caixa;
- b) a variação do saldo de caixa normalmente não se dá a uma taxa constante, mas ocorrem variações.

Miller e Orr (1966) desenvolveram um modelo de administração de caixa que lida com a incerteza, pois as entradas e saídas de caixa oscilam aleatoriamente com distribuição normal. Os autores admitem que o caixa pode ser elevado ou diminuído em função de transações desconhecidas com antecedência e oscila entre um limite inferior e um limite superior (h) de forma que quando o saldo de caixa atingir o limite superior, os recursos são aplicados em títulos ocorrendo o contrário quanto ao limite inferior, o qual pode ser zero ou qualquer outro nível acima. Enquanto os limites não são atingidos, nenhuma transferência é feita e o caixa oscila normalmente (Gráfico 2).

O modelo busca estabelecer os limites ótimos h (superior) e z (inferior) para os quais o custo esperado total das necessidades de caixa é mínimo. O valor de z é dado por meio da expressão (2):

$$z = \left(\frac{3.b.\sigma^2}{4.i} \right)^{1/3} \quad (2)$$

onde:

b : custo fixo das transações com títulos negociáveis;

σ^2 : variância dos saldos líquidos diários de caixa;

i : taxa de juros diária de títulos negociáveis.

O valor ótimo do limite superior (h) é dado por:

$$h = 3.z$$

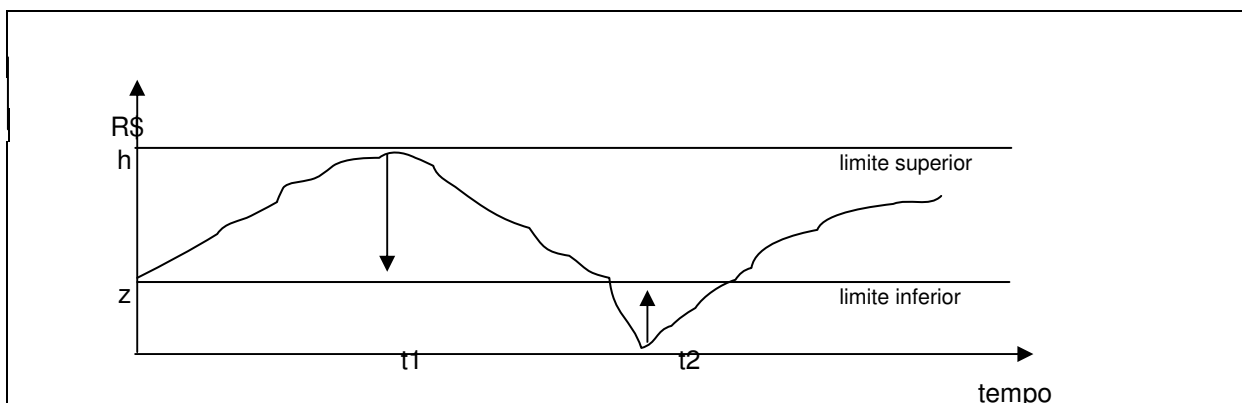


GRÁFICO 2 MODELO DE MILLER E ORR (1966)

FONTE: ASSAF NETO, 2005, p. 498.

Também foi pressuposto nos dois modelos, que as empresas dispunham de recursos para pagamento de suas obrigações. Se não for assumido este pressuposto, novas questões se colocam, as quais estão ligadas à estrutura de capital da empresa. Como observam Famá e Grava (2000, p.15):

Que acesso aos mercados de capitais e de crédito a empresa tem, para que possa buscar os recursos apenas quando necessários? Qual a dimensão da ineficiência de pagar juros ou dividendos por um capital remunerado pela taxa de juros de aplicações? Como a necessidade de caixa flutua ao longo do ano?

2.3.1 MODELO DE FLEURIET

Estudando a gestão financeira das empresas, Fleuriot (1980) propôs um modelo de análise dinâmica do capital de giro. O modelo fornece uma metodologia utilizada na análise da liquidez e da solvência das empresas.

2.3.1.1 Classificação dos Itens Circulantes

O Ativo Circulante compreende dois componentes:

a) Ativo Circulante Cíclico - ACC: ativos de natureza operacional que tendem a se renovar constantemente;

b) Ativo Circulante Financeiro - ACF: ativos que surgem de decisões negociadas e não-espontâneas, sem ligação direta com as operações da firma.

O passivo circulante também compreende dois componentes:

- a) Passivo Circulante Cíclico - PCC: passivos decorrentes das atividades operacionais espontâneas;
- b) Passivo Circulante Oneroso - PCO: são passivos resultantes de negociações específicas.

A classificação dos itens do Ativo Circulante e Passivo Circulante do modelo de Fleuriet é detalhada no Quadro 4.

| | | |
|-----------------------------------|--|--|
| Ativo Circulante Cíclico (ACC) | contas associadas à atividade operacional | duplicatas a receber provisão para créditos de liquidação duvidosa adiantamentos a fornecedores adiantamentos a empregados estoques provisão para ajuste a valor de mercado impostos sobre valor agregado a compensar despesas antecipadas |
| Ativo Circulante Financeiro (ACF) | contas que surgem de decisões negociadas e não-espontâneas, sem ligação direta com as operações da firma | caixa bancos aplicações financeiras de curto prazo empréstimos ou dividendos a receber |
| Passivo Circulante Cíclico (PCC) | contas decorrentes da atividade operacional espontânea | duplicatas a pagar impostos sobre o valor agregado a recolher adiantamentos de clientes salários e encargos sociais a pagar participações de empregados a pagar |
| Passivo Circulante Oneroso (PCO) | contas resultantes de negociações específicas | empréstimos e financiamentos bancários de curto prazo adiantamentos de câmbio duplicatas descontadas imposto de renda e contribuição social a recolher dividendos a pagar a acionistas |

QUADRO 4 - SUBDIVISÕES DOS ITENS CIRCULANTES E EXEMPLIFICAÇÃO DAS CONTAS QUE ABRANGEM, SEGUNDO MODELO DE FLEURIET

FONTE: modificado a partir de FLEURIET (1980)

2.3.1.2 Auto-financiamento

No que se refere aos resultados, Fleuriet definiu o Auto-financiamento, obtido a partir do lucro ou prejuízo líquido do exercício, somando despesas de depreciação, amortização e exaustão e deduzido dos dividendos.

2.3.1.3 Capital Circulante Líquido

O Capital Circulante Líquido - CCL, também denominado Capital de Giro Líquido, corresponde à soma algébrica $AC - PC$. Também pode ser obtido a partir da soma algébrica dos valores de longo prazo, conforme indicado na Equação 3:

$$CCL = PELP + REF + PL - ARLP - AP \quad (3)$$

onde

PELP: Passivo Exigível a Longo Prazo;

REF: Resultados de Exercícios Futuros;

PL: Patrimônio Líquido;

ARLP: Ativo Realizável a Longo Prazo;

AP: Ativo Permanente.

Dado um CCL positivo, as origens de longo prazo são superiores às aplicações de longo prazo, e foram aplicadas no capital de giro (AC). Se negativo, o CCL indica que fontes de financiamento de curto prazo estão financiando ativos de longo prazo, situação que, prolongando-se por vários períodos, pode resultar na insolvência da empresa.

2.3.1.4 Investimento Operacional em Giro

Investimento Operacional em Giro - IOG ou Necessidade de Capital de Giro - NCG ou “working investment” - WI é obtido da diferença entre os elementos cíclicos, tal como pode ser visto em (4):

$$IOG = ACC - PCC \quad (4)$$

Conforme Braga e Marques (1995, p. 54),

quando positivo, o IOG refere-se ao investimento líquido de curto prazo necessário, numa situação estática, à manutenção do atual nível de atividade operacional, que precisa ser financiado pelo PCO e/ou pelo Passivo não-circulante - PNC.

A quantidade de investimento operacional em giro é influenciada pelo tipo de atividade da empresa (SILVA, 1988, p. 249) já que depende do ciclo financeiro⁶ da empresa e do volume de vendas.

2.3.1.5 Saldo de Tesouraria

O saldo de tesouraria (T) é o terceiro conceito do modelo de Fleuriet, ao lado de CCL e IOG, todos ligados à posição de curto prazo da empresa, e corresponde à diferença dos chamados elementos erráticos - não ligados de forma direta às operações usuais - do ativo e passivo de curto prazo, tal como encontra-se em (5):

$$T = ACF - PCO \quad (5)$$

Obtém-se T, também, pela diferença entre CCL e IOG.

| | |
|-------|-----------|
| AC = | ACC + ACF |
| PC = | PCC + PCO |
| CCL = | IOG + T |

ou $T = CCL - IOG$

⁶ O ciclo financeiro corresponde ao período decorrido entre o pagamento da compra de matéria-prima e o recebimento pela venda de produtos acabados.

2.3.1.6 Estruturas Financeiras

Com base nos três conceitos, são definidos seis tipos de estruturas e situações financeiras, conforme Quadro 5.

| Tipo/Item | CCL | NCG | T | Situação |
|-----------|-----|-----|---|----------------|
| I | + | - | + | Excelente |
| II | + | + | + | Sólida |
| III | + | + | - | Insatisfatória |
| IV | - | + | - | Péssima |
| V | - | - | - | Muito Ruim |
| VI | - | - | + | Alto Risco |

QUADRO 5 - TIPOS DE ESTRUTURAS E SITUAÇÕES FINANCEIRAS

FONTE: BRAGA E MARQUES, 1995, p. 49.

NOTA: os sinais indicam valores positivos ou negativos.

2.3.1.7 Efeito Tesoura

Quando o nível de atividade operacional supera a disponibilidade de recursos de capital de giro pode ocorrer o efeito tesoura. O aumento da NCG, causado pelo aumento da atividade operacional, deve ser acompanhado pelo aumento do CCL, caso contrário, ocorrendo o aumento da NCG e decréscimo do CCL (situação denominada efeito tesoura ou “overtrading”), a empresa é obrigada a buscar outras origens de recursos, especialmente os passivos circulantes onerosos, como empréstimos bancários e descontos de duplicatas.

2.4 MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIAS

A previsão de falências (bankruptcy) tem sido muito pesquisada nas últimas quatro décadas. Estudos também têm sido feitos acerca da insolvência (insolvency). Como observam Mario e Aquino (2004) enquanto insolvency tem significado de estado (estado no qual a empresa não tem mais condições de pagar seus compromissos), failure possui significado de ato (ato de quebra contratual por falta de um pagamento), enquanto bankruptcy tem significado legal, de processo jurídico, no qual o credor aciona juridicamente a empresa, pedindo a decretação de sua falência. Portanto, enquanto não iniciado o processo jurídico, “a empresa está apenas insolvente e falhando com seus compromissos” (MARIO; AQUINO, 2004, p. 188).

Nesta pesquisa, utiliza-se o termo inadimplência como o não cumprimento do compromisso de pagamento no vencimento das amortizações de financiamentos para projetos de investimentos, independentemente do número de dias de atraso. A ocorrência de tal fato é assumida como um indício de dificuldades da empresa para honrar com seus compromissos. Já quanto à insolvência, é citada na literatura como a situação em que a empresa não possui mais recursos para honrar suas obrigações. Sendo assim, pode-se considerar o inadimplemento como um dos sintomas da insolvência (FAMÁ; GRAVA, 2000, p.1).

Vários modelos têm sido desenvolvidos com o objetivo de evitar ou prever a insolvência, bem como a falência. No entanto, observe-se que a inadimplência e a insolvência poderão acontecer independentemente da ocorrência posterior de falência.

Considerando que os índices financeiros obtidos a partir dos dados das demonstrações contábeis são informações comumente usadas para avaliar o crédito (ROSS; JAFFE; WESTERFIELD, 1996, p. 580), por conterem informações sobre o desempenho da empresa, tais modelos procuram identificar quais destes indicadores contêm mais informações sobre a eventual insolvência das empresas.

Alguns desses trabalhos têm sido feitos tendo como um dos objetivos a comparação entre os resultados da análise discriminante e outras técnicas, como análise de regressão logística, *logit* (GIMENES e URIBE-OPAZO, 2001; LIMA, 2002; HORTA e CARVALHO, 2002; EIFERT, 2003); ou redes neurais (ADAMOWICZ,

2000). Referindo-se à análise discriminante e à regressão logística, HAIR Jr. et al. (2005, p. 210), assevera que “quando as suposições básicas de ambos são atendidas, a análise discriminante e a análise de regressão logística, *logit*, oferecem resultados de previsão e classificatórios comparáveis e empregam medidas diagnósticas semelhantes”. Ressalte-se que não é objetivo deste trabalho discutir ou comparar o desempenho das diferentes técnicas.

A falência corporativa tem sido investigada com o objetivo de discriminação entre empresas passíveis de falência e não passíveis de falência, solventes e insolventes. Desde a comparação univariada de Beaver (1966), muitos estudos multivariados utilizaram a análise discriminante (ALTMAN, 1968; ALTMAN, HALDEMAN e NAYARANAM, 1977), análise *logit* (OHLSON, 1980; ZAVGREN, 1983) e análise *probit* (ZMIJEWSKI, 1984).

Beaver (1966) empregou dados contábeis para a previsão de falência de empresas com atividades e volume de ativos semelhantes. Utilizando-se de discriminação univariada, comparou os índices financeiros de 79 empresas consideradas não saudáveis, em razão da ocorrência de falência, não-pagamento de dividendos e inadimplência com debenturistas e 79 empresas consideradas saudáveis, no período de 1954 a 1964. Foram 29 índices iniciais, dos quais o autor concluiu que o fluxo de caixa / passivo exigível tinha o maior poder preditivo, com 87% de acerto na previsão de falência, em dados anteriores a um ano do evento de falência. O autor demonstrou que há diferenças nos dois grupos quanto aos índices. A liquidez corrente, como esperado, era bem menor no grupo das empresas falidas, assim como o endividamento era maior e a rentabilidade menor.

Altman (1968) aplicou a análise discriminante múltipla, que também considera a possível interação entre as variáveis, aos dados de 66 empresas industriais, sendo que as insolventes eram empresas que haviam pedido falência de 1946 a 1965. A função discriminante gerada pode ser vista em (6):

$$Z = 0,012 X_1 + 0,014 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006 X_4 + 0,0999 X_5 \quad (6)$$

onde

X_1 = (ativo circulante – passivo circulante) / ativo total;

X_2 = lucros acumulados / ativo total;

X_3 = lucro antes de juros e impostos / ativo total;

$X_4 = \text{valor de mercado do PL} / (\text{PC} + \text{PELP});$

$X_5 = \text{vendas} / \text{ativo total}.$

O ponto crítico do modelo de Altman (1968) é zero, estando os escores das insolventes abaixo de zero, e das solventes, acima. O centróide das insolventes apresentou escore -0,29, e das solventes, 5,02.

Nota-se a presença do ativo total como denominador de quatro dos quocientes utilizados e a utilização de $(AC - PC)$, correspondente ao Capital Circulante Líquido, embora o autor não tenha utilizado esta terminologia, no numerador da variável X_1 .

Johnson e Wichern (1988) utilizaram um banco de dados com informações contábeis de empresas. São 46 empresas onde $y = 1$ indica insolvência e $y = 0$, solvência, em um prazo de até dois anos após a coleta dos dados. As variáveis consideradas foram: $X_1 = \text{fluxo de caixa/débitos totais}$, $X_2 = \text{receita líquida/ativo total}$, $X_3 = \text{ativo corrente/passivo corrente}$, $X_4 = \text{ativo corrente/vendas líquidas}$. O modelo obtido foi testado para cada uma das observações, de forma a obter a taxa de acerto. No modelo obtido pela Função Discriminante Linear de Fischer, onde $P(i/j)$ é a percentagem de observações do grupo j classificadas como pertencentes a i , e $i, j = 0, 1$:

$$P(0/0) = 0,96$$

$$P(1/0) = 0,04$$

$$P(0/1) = 0,1429$$

$$P(1/1) = 0,8571$$

Platt, H. D e Platt, M. B (1990) desenvolveram seu modelo *logit*, com amostra de firmas americanas, de variadas indústrias e comércio, que tiveram pedido de falência de 1972 a 1986. Seu trabalho objetivava oferecer uma resposta para o fato de que os resultados de predição, quando da aplicação dos modelos a empresas fora da amostra de teste, são alguns pontos percentuais inferiores ao obtido com as empresas que compuseram a amostra de teste. Testaram a hipótese de que as explicações do fenômeno incluíam a instabilidade dos dados no tempo e o efeito de diferentes indústrias na falência corporativa. Desenvolveram índices relativos à indústria, que relacionam os índices da própria empresa aos índices médios da indústria que a empresa integra; e introduziram variáveis para o

crescimento dos setores industriais. Encontraram que os índices relativos à indústria, bem como as variáveis de crescimento são capazes de melhorar a capacidade de predição do modelo e que os índices relativos às indústrias tornam os dados de diferentes indústrias mais comparáveis.

Alguns trabalhos de previsão de insolvência utilizando análise multivariada restringem-se a um setor de atividade, como Gimenes e Uribe-Opazo (2001) que utilizaram dados de cooperativas; outros tantos misturam atividades diferentes. Se por um lado, amostras formadas com empresas de diferentes atividades tornam-se mais heterogêneas, podendo apresentar menor capacidade de previsão, por outro lado seus resultados se aplicam a um número maior de situações de análise. Assim, como no caso desta pesquisa, os modelos desenvolvidos com empresas de diferentes setores e de diferentes portes, podem apresentar capacidades de previsão menores, mas resultados que podem ser considerados satisfatórios para o fim a que se destinam.

Hopwood, Mckeown e Mutchler (1994) derivaram um modelo *logit* cujos quocientes são *proxies* do desempenho, liquidez, endividamento e tamanho, a saber:

- a) desempenho: receita líquida / ativos totais;
- b) liquidez: ativos circulantes / ativos totais; ativos circulantes / passivos circulantes; disponibilidades / ativos totais; ativos circulantes / vendas;
- c) endividamento: passivo de longo prazo / ativos totais;
- d) tamanho: logaritmo natural do tamanho da firma (vendas).

Kane, Richardson e Graybeal (1996) melhoraram a força explicativa e preditiva dos modelos de Hopwood Mckeown e Mutchler (1994), a partir da introdução de uma variável “dummy” para a informação, de cunho macroeconômico, de períodos com e sem recessão.

Kanitz (1978) iniciou no Brasil os estudos de insolvência de empresas. Definiu o seguinte fator de insolvência (FI), onde se nota a presença de índices de liquidez geral, seca e corrente, respectivamente nas variáveis X_2 , X_3 e X_4 ; além de um índice de lucratividade (X_1) e um de endividamento (X_5), tal como encontra-se evidenciado em (7):

$$FI = 0,05 X_1 + 1,65 X_2 + 3,55 X_3 - 1,06 X_4 - 0,33 X_5 \quad (7)$$

onde

X_1 = lucro líquido/patrimônio líquido;

X_2 = (ativo circulante + ativo realizável a longo prazo) / (passivo circulante + passivo exigível a longo prazo);

X_3 = (ativo circulante – estoques) / passivo circulante;

X_4 = ativo circulante / passivo circulante;

X_5 = (passivo circulante + passivo exigível a longo prazo) / patrimônio líquido.

O Fator de Insolvência (FI) situado entre 0 e 7 está na região de solvência; abaixo de zero até -3 encontra-se na chamada região de penumbra e menor que -3 até -7, na região de insolvência.

Silva (1983) gerou um modelo com ponto crítico igual a zero, no qual as empresas eram classificadas como solventes, se $Z > 0$. A função encontrada é mostrada em (8):

$$Z = 0,722 - 5,124.E_{23} + 11,016.L_{19} - 0,342.L_{21} - 0,048.L_{26} + 8,605.R_{13} - 0,004.R_{29} \quad (8)$$

onde

E_{23} = duplicatas descontadas / duplicatas a receber;

L_{19} = estoque final / custo das mercadorias vendidas;

L_{21} = fornecedores / vendas;

L_{26} = estoque médio / custo das mercadorias vendidas;

R_{13} = (lucro operacional + despesas financeiras) / (ativo total – investimento médio);

R_{29} = passivo exigível total / (lucro líquido + 0,1 imobilizado médio + saldo da correção monetária).

Züge e Chaves Neto (1999) pesquisaram um modelo de reconhecimento de padrões que discriminasse entre empresas com desempenho satisfatório das que apresentavam desempenho considerado insatisfatório. Como variáveis, utilizaram

oito índices econômico-financeiros e um peso obtido a partir do modelo de Kanitz. A expressão algébrica obtida encontra-se em (9):

$$Y = -1,40 + 0,073 i_1 + 0,189 i_2 + 0,006 i_3 + 0,391 i_4 + 0,107 i_5 + 0,317 i_6 - 0,074 i_7 + 0,008 i_8 - 0,203 i_9 \quad (9)$$

onde

i_1 = margem de garantia (MG) = ativo circulante / (passivo circulante + passivo exigível a longo prazo);

i_2 = grau de endividamento ou participação de capitais de terceiros (PCT) = (passivo circulante + passivo exigível a longo prazo) / patrimônio líquido;

i_3 = grau de imobilizações ou imobilização do patrimônio líquido (IPL) = ativo permanente / patrimônio líquido;

i_4 = liquidez seca (LS) = (ativo circulante – estoques – despesas antecipadas) / passivo circulante;

i_5 = liquidez corrente (LC) = ativo circulante / passivo circulante;

i_6 = liquidez geral (LG) = (ativo circulante + ativo realizável a longo prazo) / (passivo circulante + passivo exigível a longo prazo);

i_7 = retorno sobre vendas (RsV) = lucro operacional / vendas líquidas;

i_8 = retorno sobre o patrimônio líquido (RPL) = lucro líquido / patrimônio líquido;

i_9 = peso atribuído pelo modelo de Kanitz.

A linha de corte para a decisão de classificação foi estimada em

$\hat{m} = 1,009985$, sendo classificadas como empresas de desempenho satisfatório as que tivessem escore maior do que \hat{m} . Foi utilizada uma amostra de 60 empresas do BRDE, sendo “a priori” 48 empresas com desempenho satisfatório e 12 com desempenho insatisfatório. Para avaliação do desempenho do modelo, o autor utilizou a abordagem de Lachenbruch e obteve probabilidade total de classificação correta estimada de 93,3%.

Adamowicz (2000) pesquisou indicadores financeiros de 136 empresas com o objetivo de testar o desempenho de técnicas de redes neurais e análise discriminante na distinção entre empresas solventes e insolventes. O melhor desempenho foi verificado nos resultados a partir de redes neurais, mas a análise

discriminante apresentou, também, bons resultados e porcentagem de classificação correta maior que 90%. A autora utilizou o teste “ T^2 de Hotelling” para verificação prévia da diferença de médias entre os grupos.

Guimarães (2000) desenvolveu modelos baseados nas técnicas de análise discriminante e regressão logística com o objetivo de identificar, com antecedência, situações de inadimplência por parte de clientes de uma administradora de cartões de crédito. Trata-se de um estudo onde as observações envolvidas são pessoas físicas e utilizou variáveis como sexo, tempo de residência, data de admissão no atual emprego, etc. O autor julgou eficientes os resultados dos modelos gerados a partir da análise discriminantes e regressão logística.

Gimenes e Uribe-Opazo (2001) desenvolveram seus modelos sobre amostra de 42 cooperativas agropecuárias paranaenses subdivididas em dois grupos: solventes e insolventes. O objetivo era comparar os resultados obtidos a partir de análise discriminante e análise de probabilidade condicional – logit. Concluíram que o modelo discriminante, nesse caso específico, “apresentou um melhor desempenho da capacidade de antecipar situações de insolvência empresarial” (GIMENES; URIBE-OPAZO, 2001, p. 72), pois incorreu em menores classificações incorretas do tipo: “classificar como solvente uma cooperativa insolvente”, mas reconheceram a inexistência de um consenso teórico sobre qual metodologia seria melhor para a predição de insolvências. Destacaram, também, que os dois modelos estudados mostraram alta correlação entre os dados contábeis e a situação financeira futura das empresas, o que valida a hipótese da qualidade informativa desses demonstrativos.

Minussi, Damacena e Ness (2002) apresentaram um estudo empírico com 323 indústrias clientes de uma instituição financeira, utilizando a regressão logística para obtenção de um modelo econométrico de previsão de insolvência. A partir de 49 indicadores financeiros, foram selecionados 5 destes por critérios estatísticos. Obteve-se precisão de 94,85% de empresas classificadas corretamente através de validação cruzada (cross-validation).

Lima (2002) utilizou as técnicas multivariadas de análise discriminante e regressão logística, partindo de oito índices de análise financeira, coincidentes com os do modelo de Züge e Chaves Neto (1999), e após o descarte de 4 das variáveis,

utilizando-se da técnica estatística de componentes principais, chegou a quatro índices mais úteis na discriminação, com os quais obteve percentual de classificação correta superior a 91% através da análise discriminante. Os índices mantidos por Lima, na FDLF foram:

- a) margem de garantia (MG) = ativo circulante / (passivo circulante + passivo exigível a longo prazo);
- b) imobilização do patrimônio líquido (IPL) = ativo permanente / patrimônio líquido;
- c) liquidez seca (LS) = (ativo circulante – estoques – despesas antecipadas) / passivo circulante;
- d) retorno sobre o patrimônio líquido (RPL) = lucro líquido / patrimônio líquido;

O autor utilizou amostra de 136 empresas paranaenses de capital aberto, clientes do BRDE, sendo 18 delas inadimplentes. Após a exclusão de outliers (4 empresas),

os métodos de análise discriminante multivariada foram aplicados a duas populações munidas de uma partição definida a priori, descritas por quatro variáveis explicativas (ou preditoras), e o objetivo principal foi construir uma regra de decisão utilizando uma amostra constituída de 132 empresas descritas pelas 4 variáveis, [...] (LIMA, 2002, p. 115).

Foi adotada a suposição de que a amostra era proveniente de populações independentes e com distribuição aproximadamente normal multivariada, em face do Teorema Central do Limite, uma vez que a mesma foi considerada de tamanho moderado a grande. Foi obtida a FDLF mostrada em (10):

$$Y = 0,828.MG - 0,0235.IPL + 0,3004.LS + 0,0522.RPL \quad (10)$$

onde

MG = margem de garantia;

IPL = imobilização do patrimônio líquido;

RPL = retorno do patrimônio líquido;

com ponto médio $\hat{m} = -3,7946$; sendo $Y > \hat{m}$, para empresas adimplentes e $Y < \hat{m}$, para as inadimplentes.

A probabilidade de classificação correta encontrada foi 91,67%, pelo método de Lachenbruch. A porcentagem de classificação correta encontrada para as inadimplentes foi de 70,9%. O desempenho obtido após o descarte de 4 variáveis foi melhor que o obtido com oito variáveis. Em suas conclusões, o autor considerou o desempenho do modelo logístico ligeiramente superior e o da FDLF bastante eficiente e sugeriu que fossem segregados os bancos de dados em estudos posteriores, para geração de um modelo com grupo homogêneo de empresas quanto ao setor de atividade. Além disso, “(...) seria eventualmente interessante utilizar as próprias variáveis contábeis, ao invés dos índices...” (LIMA, 2002, p.132). A dissertação de Lima (2002) foi base para a publicação, por Marques e Lima (2002) de artigo no mesmo ano.

Bertucci, Guimarães e Bressan (2003) utilizaram a análise discriminante e a regressão logística sobre dados de micro e pequenas empresas entre 1998 e 2001. No trabalho foram consideradas inadimplentes as empresas com atrasos maiores ou iguais a 180 dias e todas as empresas da amostra haviam recebido crédito do BDMG – Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais. Os autores ressaltaram em suas conclusões a importância da administração do capital de giro para que os projetos financiados tenham sucesso. Das variáveis consideradas, além das quantitativas, como faturamento, valor do financiamento e rendimento dos sócios, foram incluídas no modelo logit variáveis independentes dummies para informações quanto à localização da empresa, setor de atividade, nível de informatização, percepção de mercado, grau de instrução, experiência e sexo do empreendedor.

Nota-se que, em geral, os trabalhos que utilizaram técnicas multivariadas para previsão de solvência ou falência, a partir de índices econômico-financeiros, mesmo sendo desenvolvidos em diferentes países e envolvendo empresas com diferentes atividades econômicas e portes, geraram modelos com resultados que podem ser considerados satisfatórios.

3. METODOLOGIA

3.1 INTRODUÇÃO

A presente pesquisa é classificada, quanto ao método de abordagem empregado, como indutiva. Segundo Lakatos e Marconi (2007, p. 110), o método indutivo é aquele no qual a “aproximação dos fenômenos caminha geralmente para planos cada vez mais abrangentes, indo das constatações mais particulares às leis e teorias (conexão ascendente)”. O objetivo da pesquisa, que Collis e Hussey (2005, p.23) definem como “os motivos pelos quais você a está realizando”, pode classificar-se como exploratório, descritivo, analítico ou preditivo. Neste caso, quanto à definição do tipo financeiro das empresas inadimplentes, a presente pesquisa tem objetivo analítico e descritivo, e quanto à geração do modelo discriminante, a pesquisa tem objetivo preditivo, uma vez que o modelo pode ser aplicado a situações futuras para prever a inadimplência.

Lakatos e Marconi (2007) listam os principais métodos de procedimento em ciências sociais: histórico, comparativo, estudo de caso, estatístico, tipológico, funcionalista, estruturalista e etnográfico. Pode-se classificar os métodos de procedimento utilizados nesta pesquisa como estatístico e tipológico. Quanto à técnica de coleta dos dados, a pesquisa é documental indireta, pois tem como base os demonstrativos contábeis das empresas, que são documentos feitos por terceiros, com outros objetivos, constituindo-se, portanto, em dados secundários de pesquisa.

A principal técnica de análise estatística empregada na pesquisa é a análise discriminante. Um dos objetivos da análise discriminante é identificar as variáveis que melhor contribuem para a discriminação entre dois, ou mais grupos. Com base na teoria, espera-se que, a liquidez e o capital de giro sejam duas das variáveis que influenciam a inadimplência das empresas e, portanto, devem contribuir para a discriminação entre os dois grupos. Além destas, são pesquisados outros valores e índices de análise financeira, como descrito na seção 3.3.

É importante que as técnicas de reconhecimento de padrões, como é o caso da análise discriminante, sejam aplicadas a um banco de dados composto por observações de variáveis com forte poder discriminante. Assim, a identificação de

tais variáveis é uma questão de pesquisa que se coloca de imediato no desenvolvimento de uma análise discriminante (GUIMARÃES; CHAVES NETO, 2006, p. 22).

Quanto à seleção das variáveis, adotou-se a teoria como o primeiro critério. Foram também consideradas variáveis que se mostraram úteis na construção de modelos discriminantes de outros autores, conforme descrito na seção 3.3.

Aplicou-se sobre 27 variáveis selecionadas o teste de hipótese para a diferença das médias, com o fim de eliminar aquelas que não apresentassem diferenças estatisticamente significantes. Em seguida observou-se a matriz de correlação das variáveis restantes, para identificar pares de variáveis com elevada correlação, pois a multicolinearidade prejudica o desempenho do modelo discriminante. Tais eliminações de variáveis que não apresentam diferenças de médias entre os grupos e das que apresentam alta correlação permitem que o número de variáveis do modelo seja reduzido, restando somente aquelas que contribuem para o poder discriminatório.

Hair Jr. et al. (2005) sugerem que seja mantida uma proporção mínima de 20 observações para cada variável preditora e que sejam evitadas diferenças grandes no número de casos em cada grupo, pois grupos relativamente maiores têm chances desproporcionalmente maiores de classificação.

Após a geração da função discriminante, avalia-se o ajuste geral do modelo pelo processo lambda de Wilks.

Utiliza-se, nesta pesquisa, o método computacional simultâneo, ou direto, indicado quando, por razões teóricas, todas as variáveis podem ser incluídas simultaneamente na análise, sem necessidade de resultados intermediários, como é o caso do método alternativo denominado *stepwise*. Utiliza-se o método simultâneo porque a inclusão das variáveis está apoiada em argumentos teóricos. Assim, conforme descrito no referencial teórico, espera-se que as variáveis de capital de giro e liquidez tenham forte poder discriminatório, e os demais índices de estrutura, lucratividade e tamanho também, uma vez que figuram freqüentemente na literatura relacionada como variáveis úteis em modelos discriminantes.

Calcula-se, então, o escore Z discriminante para cada caso (empresa), tal como pode ser visto em (11):

$$Z_{jk} = a + W_1 X_{1k} + W_2 X_{2k} + \dots + W_n X_{nk} \quad (11)$$

onde

Z_{jk} = escore Z discriminante da função discriminante j para o caso k ;

a = intercepto;

W_i = coeficiente discriminante para a variável independente i ;

X_{ik} = variável independente i para o objeto k .

Aplicado o processo de classificação, descrito no item 2.5.1.5, determina-se o chamado escore de corte e faz-se a avaliação da capacidade preditiva do modelo a partir da matriz de classificação.

Avaliam-se os resultados por meio da validação cruzada, calculada pelo software SPSS, a partir da classificação de cada caso com base no modelo gerado pelas outras observações.

Voltando à questão de pesquisa deste trabalho:

Qual o tipo financeiro das empresas que se tornaram inadimplentes, após a concessão de crédito junto ao BRDE, para o financiamento de projetos de investimento, no período de 1997 a 2005?

A geração do modelo baseado na análise discriminante fornecerá resposta à questão de pesquisa, já que, sendo o modelo gerado estatisticamente significativo, as variáveis que figuram na função discriminante linear de Fischer permitem traçar o tipo financeiro das empresas de cada grupo. Como observam Hair Jr. et al., (2005, p. 217) a análise discriminante pode ser vista como um traçado de perfil de grupos a partir de suas diferenças significantes em um conjunto de variáveis independentes. Para responder à questão de pesquisa, através do modelo discriminante, alguns passos intermediários são necessários, os quais correspondem aos quatro objetivos específicos enunciados na seção 1.3, a saber:

1) identificar os valores e indicadores financeiros com diferenças de médias estatisticamente significantes entre os dois grupos de empresas: adimplentes e inadimplentes. Para alcançar este objetivo, formulam-se

hipóteses (nulas e alternativas) para cada uma das 27 variáveis selecionadas. Sendo a variável selecionada X , tem-se:

H_0 : não há diferença estatisticamente significativa nas médias da variável X , nos grupos de adimplentes e inadimplentes;

H_1 : há diferença estatisticamente significativa nas médias da variável X , nos grupos adimplentes e inadimplentes.

As variáveis para as quais não seja possível rejeitar a hipótese nula, serão eliminadas, pois não contribuem para discriminação dos grupos;

2) identificar os valores e indicadores financeiros que estão altamente correlacionados e eliminá-los, por não acrescentarem informação adicional ao modelo multivariado, caso figurem conjuntamente na função. Para alcançar este objetivo, gera-se a matriz de correlação das variáveis restantes, após a eliminação das variáveis para as quais não seja possível rejeitar a hipótese nula no objetivo específico anterior;

3) identificar quais as variáveis da análise financeira têm mais utilidade para a identificação das empresas com maior probabilidade de tornarem-se inadimplentes, após a concessão de financiamento para projetos de investimento. Para alcançar este objetivo, gera-se a função discriminante linear de Fischer, já que as variáveis que compõem o modelo são as mais úteis para, em conjunto, discriminarem as empresas que apresentam mais probabilidade de tornarem-se inadimplentes;

4) avaliar o desempenho do modelo e interpretar os resultados obtidos. Para alcançar este objetivo, avalia-se a significância estatística do modelo. Sendo significativa, avalia-se o desempenho do modelo. A interpretação das variáveis e seus pesos na função discriminante permitem responder ao problema de pesquisa.

3.2 ANÁLISE MULTIVARIADA

A análise multivariada é definida como “a análise de múltiplas variáveis em um único relacionamento ou conjunto de relações” (HAIR Jr. et al., 2005, p.23).

Embora o termo multivariada refira-se a todos os métodos estatísticos que simultaneamente analisam múltiplas medidas sobre cada indivíduo ou objeto sob investigação, o autor adverte que a análise dita multivariada deve ter todas as variáveis aleatórias e inter-relacionadas. Hair Jr. et al. observam que:

Uma razão para a dificuldade de definir análise multivariada é que o termo 'multivariada' não é usado de maneira consistente na literatura. Alguns pesquisadores o utilizam simplesmente para designar o exame de relações entre mais de duas variáveis. Outros, somente em problemas nos quais todas as variáveis múltiplas são consideradas como tendo uma distribuição normal multivariada. Para ser considerada verdadeiramente como multivariada, contudo, todas as variáveis devem ser aleatórias e inter-relacionadas de maneira que seus diferentes efeitos não podem ser significativamente interpretados de forma separada. Alguns autores estabelecem que o propósito da análise multivariada é medir, explicar e prever o grau de relacionamento entre variáveis estatísticas (combinações ponderadas de variáveis). Desse modo, o caráter multivariado consiste nas múltiplas variáveis estatísticas (combinações múltiplas de variáveis) e não apenas no número de variáveis ou observações. (HAIR Jr. et al., 2005, p. 26).

Na presença de “p” variáveis, sendo $p \geq 1$, toma-se “n” observações de cada vetor aleatório “X”. Desta forma, as medidas registradas estão na forma X_{ij} , sendo $i = 1, 2, \dots, n$ e $j = 1, 2, \dots, p$. Tem-se n observações de p variáveis que podem ser agrupadas em uma matriz de dados com n linhas e p colunas, ${}_nX_p$:

$${}_nX_p = \begin{vmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{np} \end{vmatrix}$$

Assim, a matriz ${}_nX_p$ contém n observações do vetor aleatório p-dimensional $X' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ composto por p variáveis aleatórias que representam as características mensuradas do objeto, ou observação.

3.2.1 Análise Discriminante

A análise discriminante é uma técnica de dependência: “aquela na qual uma variável ou conjunto de variáveis é identificado como a variável dependente a ser

predita ou explicada por outras variáveis conhecidas como variáveis independentes” (HAIR Jr. et al., 2005, p. 35). Se a variável dependente for não métrica (categórica), então as técnicas adequadas serão análise discriminante múltipla e modelos lineares de probabilidade.

Trata-se de uma técnica estatística multivariada usada na resolução de problemas que envolvem a separação de conjuntos distintos de observações e permite que novas observações sejam alocadas. É uma das técnicas usadas para o chamado reconhecimento de padrões⁷, assim como o método computacional de redes neurais artificiais, os algoritmos genéticos e a programação linear. (JOHNSON; WICHERN, 1988; SHARMA, 1996).

Quanto à utilidade das técnicas de reconhecimento de padrões, Guimarães e Chaves Neto (2006, p. 2) citam como as mais conhecidas “as áreas de diagnóstico médico, classificação de empresas quanto à capacidade de solvência, reconhecimento de impressões digitais e processamento de imagens”.

A terminologia discriminação (“discrimination”) deve-se a R. A. Fischer, que iniciou modernamente os estudos de separação. Um dos objetivos de tais estudos é descrever as diferentes feições de objetos (ou observações) de variadas coleções (ou populações) conhecidas, tentando achar “discriminantes” que se constituem em valores numéricos que separam as coleções o melhor possível (JOHNSON; WICHERN, 2002). Outro objetivo é a classificação de objetos em duas ou mais populações (classificação ou alocação).

⁷ O reconhecimento de padrões tem por objetivo classificar objetos em categorias com base em padrões apresentados em um conjunto de variáveis. Dado um conjunto muito grande de dados e variáveis, os padrões nele contidos são de difícil apreensão, sendo necessário o auxílio da computação eletrônica.

3.2.1.1 Desenvolvimento da Análise Discriminante

3.2.1.1.1 Objetivos

Guimarães e Chaves Neto (2006, p. 2) destacam três objetivos da análise discriminante:

- a) identificar as variáveis que melhor contribuem para a discriminação entre dois, ou mais grupos;
- b) usar as referidas variáveis na construção de um modelo, ou regra, que permita sintetizar as diferenças entre os grupos. A regra de classificação deve ser tal que minimize a probabilidade de classificação errônea dos grupos;
- c) utilizar o modelo para classificar futuras observações em um dos grupos.

Para Hair Jr. et al. (2005, p.217), os objetivos da análise discriminante são:

- a) Determinar se existem diferenças estatisticamente significantes entre os perfis de escore médio em um conjunto de variáveis para dois (ou mais) grupos definidos *a priori*;
- b) determinar quais das variáveis independentes explicam o máximo de diferenças nos perfis de escore médio dos dois ou mais grupos;
- c) Estabelecer procedimentos para classificar objetos (indivíduos, produtos e assim por diante) em grupos, com base em seus escores em um conjunto de variáveis independentes;
- d) Estabelecer o número e a composição das dimensões de discriminação entre grupos formados a partir do conjunto de variáveis independentes.

Assim, a análise discriminante pode ser vista como um traçado de perfil de grupos a partir de suas diferenças significantes em um conjunto de variáveis independentes.

3.2.1.1.2 Suposições da Análise Discriminante

As suposições principais são a normalidade multivariada das variáveis independentes e as matrizes de dispersão e covariância desconhecidas, mas iguais, dos grupos (GREEN, 1978; HARRIS, 1975). No caso de violação das suposições, deve-se identificar os métodos alternativos e os impactos de tais violações sobre os resultados.

Também pode afetar o resultado a ocorrência de multicolinearidade entre as variáveis independentes, a qual ocorre quando duas ou mais variáveis são

altamente correlacionadas. Neste caso, a introdução de todas é de pouco benefício para o modelo.

Outra suposição implícita às técnicas multivariadas é de que todas as relações são lineares. As relações não lineares não são refletidas na função discriminante, a menos que transformações específicas de variáveis sejam executadas para representar efeitos não lineares.

3.2.1.1.3 Estimação do modelo discriminante

O modelo é estimado pela Função Discriminante Linear de Fischer.

3.2.1.1.3.1 Função discriminante linear de Fischer

Dadas duas classes de objetos (populações) π_1 e π_2 . Aos objetos associam-se p variáveis aleatórias, de forma que os objetos são determinados por vetores do tipo:

$$\underline{X}' = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_p]$$

Onde X_i com $i = 1, 2, \dots, p$ são as características medidas nos objetos e os valores observados do vetor \underline{X} podem diferir entre as classes de objetos π_1 e π_2 . A totalidade dos valores da primeira classe será a população dos valores de \underline{X} para π_1 e aquelas da segunda classe, a população dos valores de \underline{X} para π_2 . Desta forma, as duas populações podem ser descritas pelas funções densidade de probabilidade $f_1(x)$ e $f_2(x)$.

A idéia de Fischer era transformar as observações multivariadas \underline{X} , nas observações univariadas Y , tal que os Y 's das populações π_1 e π_2 fossem separados em relação às médias das duas populações tanto quanto possível.

A Função Discriminante Linear tem a forma mostrada em (12):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_i X_i + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1} = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i \quad (12)$$

onde β_i , $i = 0, 1, \dots, p$ são os coeficientes da função nas variáveis X_i , $i = 0, 1, \dots, p$, com $X_0 = 1$.

Sendo μ_{1y} a média dos y 's obtidos dos \underline{X} pertencentes a π_1 e μ_{2y} a média dos y 's obtidos dos \underline{X} pertencentes a π_2 . Fischer selecionou a combinação linear que maximiza a distância quadrática entre μ_{1y} e μ_{2y} relativamente à variabilidade dos y 's (ZÜGE; CHAVES NETO, 1999, p. 105).

Assim, $\underline{\mu}_1 = E(\underline{X} / \pi_1)$ que é o valor de uma observação multivariada de π_1 ; e $\underline{\mu}_2 = E(\underline{X} / \pi_2)$ que é o valor esperado de uma observação multivariada de π_2 .

Supondo a matriz de covariância $\Sigma = E(\underline{X} - \underline{\mu}_i)(\underline{X} - \underline{\mu}_i)'$, $i = 1, 2$ como sendo a mesma para ambas as populações, tem-se a função a seguir:

$Y = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{X}_0$ como sendo o valor da Função Discriminante de Fischer para uma nova observação \underline{X}_0 , e considerando m como o ponto médio entre as médias das duas populações univariadas (valor de corte). Se \underline{X}_0 pertence a π_1 , espera-se que Y_0 seja igual ou maior do que o ponto médio; se \underline{X}_0 pertence a π_2 , o valor esperado de Y_0 será menor que o ponto médio.

Pode-se expressar, então, a regra de classificação para \underline{X}_0 como:

Alocar \underline{X}_0 em π_1 , se $y_0 - m \geq 0$, ou

Alocar \underline{X}_0 em π_2 , se $y_0 - m < 0$

Onde m é o valor de corte.

Na realidade, trabalha-se com os estimadores $\underline{\overline{X}}_1$, $\underline{\overline{X}}_2$ e s_p obtidos de amostras aleatórias de tamanhos n_1 e n_2 , de π_1 e π_2 , em que os parâmetros $\underline{\mu}_1$, $\underline{\mu}_2$ e Σ não são conhecidos.

O estimador s_p da matriz de covariância Σ é dado por meio da equação (13):

$$s_p = \frac{1}{n_1 + n_2 - 2} [(n_1 - 1) \cdot s_1 + (n_2 - 1) \cdot s_2] \quad (13)$$

Onde s_1 e s_2 são as matrizes de covariâncias amostrais. Obtém-se a Função Discriminante de Fisher Amostral por meio da equação (14)

$$\hat{Y} = (\underline{\overline{X}}_1 - \underline{\overline{X}}_2)' s_p^{-1} \underline{X} \quad (14)$$

O valor de corte m é estimado por meio da equação (15):

$$\hat{m} = \frac{1}{2} (\overline{Y}_1 + \overline{Y}_2) \quad (15)$$

onde \overline{Y}_1 e \overline{Y}_2 são as médias dos escores para π_1 e π_2 . A regra de classificação será:

Alocar \underline{X}_0 em π_1 , se $y_0 = (\underline{\overline{X}}_1 - \underline{\overline{X}}_2)' s_p^{-1} \underline{X}_0 \geq \hat{m}$, ou

Alocar \underline{X}_0 em π_2 , se $y_0 = (\underline{\overline{X}}_1 - \underline{\overline{X}}_2)' s_p^{-1} \underline{X}_0 < \hat{m}$.

3.2.1.1.4 Avaliação do ajuste geral

O ajuste geral do modelo pode ser avaliado de diversas formas (HAIR Jr. et al., p. 221):

- a) são calculados os escores Z discriminantes para cada caso. O escore Z é utilizado junto com o escore de corte para determinar a pertinência prevista a um dos grupos;
- b) a precisão é avaliada pelo número de observações classificadas corretamente;
- c) vários critérios estão disponíveis para avaliar se a regra de classificação alcança significância prática ou estatística; neste trabalho utilizou-se o processo lambda de Wilks;
- d) finalmente, diagnósticos caso a caso podem identificar a precisão de classificação de cada caso e seu impacto relativo sobre a estimação geral do modelo.

3.2.1.1.4 Processo de classificação

Na função discriminante, uma variável estatística é obtida da combinação linear de variáveis independentes, selecionadas por seu poder discriminatório. O valor previsto da função discriminante é o escore Z discriminante, o qual é calculado para cada caso (empresa) por meio da equação (16):

$$Z_{jk} = a + W_1 X_{1k} + W_2 X_{2k} + \dots + W_n X_{nk} \quad (16)$$

onde

Z_{jk} = escore Z discriminante da função discriminante j para o caso k ;

a = intercepto;

W_i = coeficiente discriminante da variável independente i ;

X_{ik} = variável independente i para o objeto k .

Existem valores da função discriminante que usam pesos e valores padronizados ou não-padronizados. A versão padronizada é mais útil para fins de interpretação, mas a não-padronizada é mais fácil de utilizar no cálculo do escore Z discriminante (HAIR Jr. et al., 2005, p. 222).

3.2.1.1.6 Avaliação das diferenças de grupos

A função discriminante será tanto melhor quanto mais separar os chamados centróides de grupos. Centróide é o valor médio do escore Z para os casos pertencentes ao grupo.

3.2.1.1.7 Avaliação da capacidade preditiva

É possível avaliar a capacidade preditiva do modelo, a partir da construção da matriz de classificação. Seguindo o entendimento de Morrison (1979), Hair Jr. et al. observam que a utilidade da matriz de classificação é comparável à de R^2 na análise de regressão:

Conforme observa Morrison, “a maioria de nós provavelmente já leu artigos nos quais o autor encontrou relações estatisticamente significantes e ainda assim explicou apenas 10% (ou menos) da variância(ou seja, $R^2=0,10$). Em geral, esse R^2 é significantemente diferente de zero simplesmente porque o tamanho da amostra é grande. Com a análise discriminante múltipla, a razão de sucesso (percentual corretamente classificado) é análoga ao R^2 da regressão. A razão de sucesso revela o quão bem a função discriminante classificou os objetos; o R^2 indica quanta variância a equação de regressão explicou. O teste F para significância estatística do R^2 é, portanto, análogo ao teste do qui-quadrado (ou D^2) de significância em análise discriminante. Claramente, com uma amostra suficientemente grande em análise discriminante, poderíamos ter uma diferença estatisticamente significativa entre os dois (ou mais) grupos e mesmo assim classificar corretamente apenas 53% (quando a chance é de 50%, com grupos de mesmo tamanho” (MORRISON, 1979, citado por HAIR Jr. et al., 2005, p. 267).

3.2.1.1.8 Escore de corte

Antes que a matriz de classificação seja construída, é determinado o escore de corte. O escore de corte ótimo é também denominado Z crítico. Se os grupos têm o mesmo tamanho, o escore de corte será o ponto médio entre os centróides dos dois grupos. Nesse caso, o ponto médio pode ser calculado a partir de (17):

$$Z_{ce} = \frac{Z_a + Z_b}{2}$$

onde

Z_{ce} = valor do escore de corte crítico

Z_a = centróide do grupo A

Z_b = centróide do grupo B

Se os grupos não forem do mesmo tamanho, o escore de corte é obtido pela média dos centróides dos grupos, ponderada pelo número de casos em cada grupo. A equação (18) calcula a média ponderada desses centróides:

$$Z_{ce} = \frac{N_a Z_a + N_b Z_b}{N_a + N_b} \quad (18)$$

onde

N_a = número de casos do grupo “a”;

N_b = número de casos do grupo “b”.

3.2.1.1.9 Construção das matrizes de classificação

O procedimento envolve multiplicar os pesos gerados pela amostra de análise, pelas medidas originais da variável da amostra de teste. Em seguida, os escores discriminantes individuais na amostra de teste são comparados ao valor do escore de corte e classificados:

No grupo A, se $Z_n < Z_{ct}$

No grupo B, se $Z_n > Z_{ct}$

onde

Z_n = escore Z discriminante para o n-ésimo caso;

Z_{ct} = valor do escore de corte crítico.

Os resultados são apresentados como uma matriz cuja diagonal representa o número de casos corretamente classificados e nas demais posições, as classificações incorretas. Podem ser visualizados tanto os percentuais corretamente classificados em cada grupo quanto o percentual geral corretamente classificado, também denominado razão de sucesso, se os valores da matriz de classificação forem transformados em percentuais.

3.2.1.1.10 Medição da precisão preditiva em relação ao acaso

Para avaliar o que seria um nível aceitável de precisão, deve-se primeiramente determinar o percentual que poderia ser classificado corretamente

por acaso (sem a ajuda da função discriminante). Se os tamanhos da amostra são iguais, como é o caso desta pesquisa, 50% seria a chance de um caso selecionado aleatoriamente ser classificado corretamente. A chance é obtida por $1 / n$, onde n representa o número de grupos.

Se o percentual de classificações corretas é significativamente maior do que se esperaria por chances, pode-se fazer uma tentativa de interpretar as funções discriminantes na esperança de se desenvolverem perfis de grupos. HAIR Jr. et al. (2005) sugerem como uma estimativa, ainda que grosseira, do nível aceitável de previsão preditiva, que seja pelo menos, um quarto maior que a obtida por chances.

O exame dos resultados preditivos caso a caso pode, também, levar ao entendimento do porquê determinados casos foram mal classificados e não são representativos dos demais membros do grupo. Avaliar os casos mal classificados pode levar à descoberta de características únicas que eles têm em comparação com os outros membros do grupo.

3.2.1.1.11 Interpretação e validação dos resultados

A validação cruzada é frequentemente usada na validação dos resultados e consiste na separação dos grupos em amostra de análise, a partir da qual será gerada a função discriminante; e amostra de teste, sobre a qual será aplicada a função discriminante para validação. Caso não seja feita esta divisão pode ser gerado um viés ascendente na matriz de classificação.

Maior confiança poderia ser depositada seguindo-se o mesmo procedimento várias vezes, isto é, ao invés de dividir aleatoriamente a amostra total uma só vez, a divisão aleatória seria repetida várias vezes, desenvolvendo a matriz de classificação e obtendo a razão de sucesso respectiva. A razão de sucesso média seria a medida confiável (PERREAULT et al., 1979).

O estabelecimento dos perfis dos grupos quanto às variáveis independentes e a verificação de sua correspondência com a base conceitual adotada também é indicada para validação do modelo (HAIR Jr. et al., 2005, p. 231).

3.3 AMOSTRA

Toma-se uma amostra aleatória da população de empresas que obtiveram financiamentos na Agência de Curitiba, Estado do Paraná, do BRDE, para financiamento de projetos de investimento, a serem amortizados no longo prazo, geralmente 60 meses. A Figura 1 ilustra o processo de seleção da amostra, descrito a seguir. De um universo de 879 empresas, cujas operações com o BRDE registravam saldos (a vencer e/ou vencidos), em 19/04/2007, foram descartadas as microempresas, cujos balanços são, em princípio, menos rigorosos na contabilização de todas as operações, restando 386 de portes pequeno, médio e grande.

Das 386 empresas, 119 eram inadimplentes, e 267 adimplentes. Das 267 adimplentes, obteve-se amostra aleatória de 119 empresas. Das 119 inadimplentes, foram descartadas 77 que apresentavam dados incompletos ou data das demonstrações contábeis fora do período de análise, restando, portanto, 42 empresas inadimplentes. Das 119 adimplentes, foram descartadas 40 que apresentavam dados incompletos ou data das demonstrações contábeis fora do período de análise, restando 79 empresas adimplentes. Selecionou-se, então, aleatoriamente, 42 empresas, entre as 79 adimplentes, com objetivo de obter uma amostra com igual número de empresas adimplentes e inadimplentes, de porte pequeno, médio ou grande¹.

¹ Considera-se pequena a empresa cuja receita bruta anual seja maior que R\$1.200.000,00 até R\$10.500.000,00; média, cuja receita seja maior que R\$10.500.000,00 até R\$60.000.000,00; e grande, aquelas com receita bruta anual maior que R\$60.000.000,00.

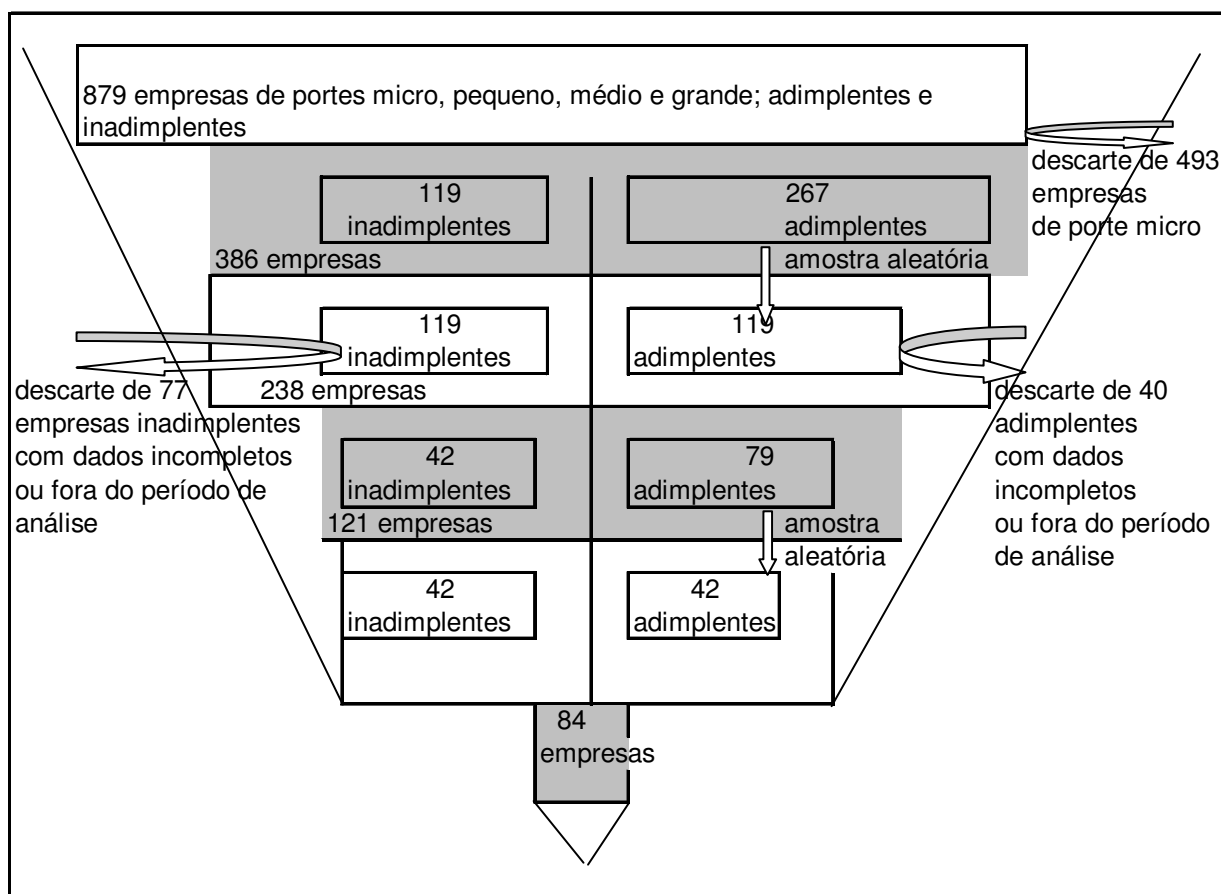


FIGURA 1 PROCESSO DE SELEÇÃO DA AMOSTRA
FONTE: Elaborada pelo autor.

Nenhuma restrição foi feita quanto ao setor de atividade. Portanto, há na amostra, empresas industriais, comerciais e de prestação de serviços, ou mesmo empresas que desenvolvem duas ou três destas atividades, como, indústria e comércio ou indústria, comércio e serviços.

Outro critério utilizado na coleta dos dados foi assumir a inadimplência como a falta de pagamento no vencimento das amortizações de financiamentos concedidos pelo BRDE para projetos de investimentos. Os dados contábeis utilizados no estudo foram:

- a) no caso das inadimplentes, as demonstrações contábeis anuais (em 31 de dezembro) disponíveis no banco de dados e cuja data esteja dentro do período compreendido entre a tomada dos recursos do financiamento e a ocorrência da inadimplência (Figura 2);
- b) no caso das adimplentes, as demonstrações contábeis anuais (31 de dezembro) disponíveis no banco de dados e cuja data esteja dentro do

período compreendido entre a tomada dos recursos do financiamento e o término da amortização do mesmo (Figura 3).

Assim, foram consideradas como pertencentes ao grupo das inadimplentes as empresas que não pagaram as amortizações de seus financiamentos junto ao banco, independentemente do número de dias de atraso. Ressalte-se que todas as empresas tomaram recursos, portanto, trata-se de uma pesquisa sobre dados de empresas após a concessão de crédito, e não uma pesquisa sobre dados de empresas pretendentes ao crédito. Utilizaram-se as demonstrações encerradas antes da ocorrência da inadimplência e depois da realização dos investimentos. Foram coletados os valores monetários dos grupos e sub-grupos das demonstrações contábeis, os quais foram corrigidos pelo índice geral de preços – mercado – IGPM, com data-base em 2005.

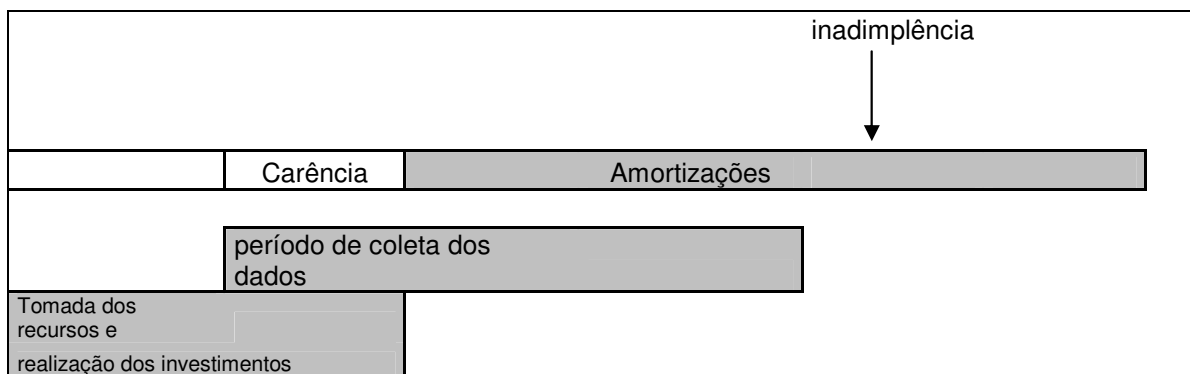


FIGURA 2 CRITÉRIO UTILIZADO NA COLETA DE DADOS DE EMPRESAS INADIMPLENTES
 FONTE: Elaborado pelo autor.

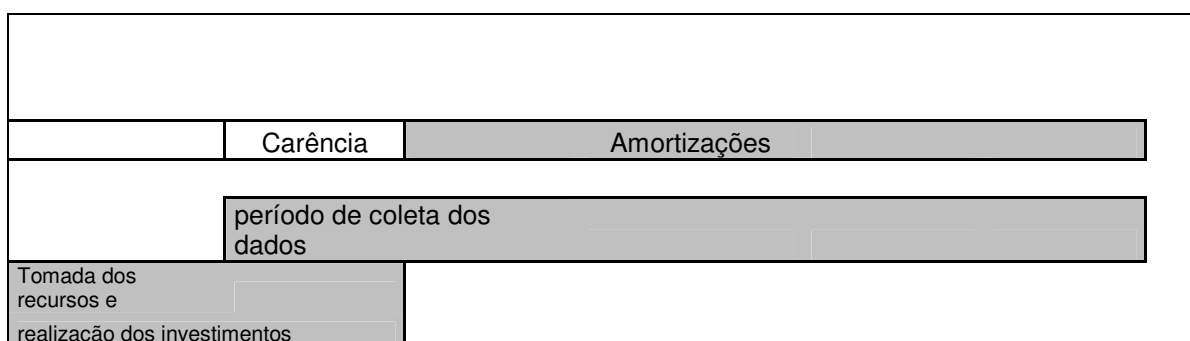


FIGURA 3 CRITÉRIO UTILIZADO NA COLETA DE DADOS DE EMPRESAS ADIMPLENTES
 FONTE: Elaborado pelo autor.

NOTA: A realização dos investimentos pode avançar até o período de carência, pois os recursos do projeto são liberados em parcelas, segundo o cronograma de realização do mesmo.

3.4 VARIÁVEIS

A seleção das variáveis que irão compor o modelo foi feita a partir da pesquisa, entre 27 variáveis, daquelas que apresentassem diferenças de médias significantes entre os grupos das adimplentes e das inadimplentes. A seleção destas 27 variáveis, que seriam testadas para a diferença de médias, obedeceu a 3 tipos de critérios, não cumulativos:

- a) valores monetários dos subgrupos das demonstrações contábeis: Lima (2002, p. 132) indicou a utilização “das próprias variáveis contábeis, ao invés de índices” como uma pesquisa futura de interesse nesta área. Hoopwood, Mckeown e Mutchler (1984) utilizaram-se do logaritmo natural das vendas para incluir o tamanho das firmas em seu modelo *logit*. Assim, neste estudo, incluiu-se nas variáveis a serem testadas, tanto os valores

monetários dos subgrupos das demonstrações contábeis, como o logaritmo natural dos valores de ativos totais, receita líquida e passivos totais. Acredita-se que a utilização dos logaritmos possa diminuir o efeito da alta dispersão que apresentam os valores monetários. Segundo este critério, foram incluídas nos testes para a diferença de médias, as variáveis:

- a.1) Ativo Circulante - AC;
- a.2) Ativo Realizável a longo prazo - ARLP;
- a.3) Ativo Permanente - AP;
- a.4) Passivo Circulante - PC;
- a.5) Passivo Exigível a longo prazo - PELP;
- a.6) Patrimônio Líquido - PL;
- a.7) Receita Líquida – RL;
- a.8) Lucro Operacional - LOP,
- a.9) Lucro Líquido - LL;

além de dois valores monetários calculados a partir do modelo Fleuriet:

- a.10) Capital Circulante Líquido – CCL; e
- a.11) Saldo Tesouraria - TES);

e os valores do ativo, passivo e receita líquida testados quando calculados seus logaritmos naturais. Assim obteve-se:

- a.12) logaritmo neperiano do ativo total - $\ln AT$;
- a.13) logaritmo neperiano do passivo de terceiros - $\ln PT$;

a.14) logaritmo neperiano da receita líquida - $\ln RL$; é uma informação referente ao tamanho da empresa. O valor do logaritmo natural é utilizado para diminuir a dispersão de valores monetários, dado que a amostra é composta de empresas de diferentes portes. Note-se que o valor monetário da receita líquida não apresenta significância estatística. Hopwood, Mckeown e Mutchler (1994) empregaram esta variável, como *proxie* do tamanho, na construção de seu modelo *logit*;

b) valores monetários relacionados à receita líquida e a ativos totais: muitos modelos utilizam-se do valor dos ativos totais no denominador. Pode-se citar o modelo precursor de Altman (1968), no qual isto é observado em quatro das cinco variáveis componentes. No entanto, relacionar alguns dos valores monetários do balanço ao ativo total resulta em um índice tradicional da análise financeira, como é o caso da relação entre vendas líquidas (ou receita líquida) e o ativo total, conhecido como giro do ativo. Por isso, este critério termina absorvido por outro, o qual é descrito na letra “c” a seguir, que procura incluir os índices que mais freqüentemente se mostram úteis para utilização em tais modelos. Além disso, relacionar os valores monetários a ativos totais ou a receita líquida, traz um benefício adicional, pois é uma forma de ponderar os valores monetários por valores que expressam o tamanho da empresa, com isso diminuindo a dispersão dos dados, já que a amostra é composta por empresas de diferentes portes. Considerou-se também que as variáveis relacionadas ao modelo Fleuriet não aparecem freqüentemente nos modelos, e por isso, foram incluídas quatro variáveis para serem testadas:

b.1) CCL / AT (capital circulante líquido dividido pelo ativo total); é uma variável de capital de giro, que relacionada ao ativo total apresenta menor dispersão. Esta variável figura no precursor modelo multivariado de Altman (1968) como $X_1 = (\text{ativo circulante} - \text{passivo circulante}) / \text{ativo total}$.

b.2) CCL / RL (capital circulante líquido dividido pela receita líquida); trata-se, também, de uma variável de capital de giro. A divisão pela receita líquida diminui a dispersão, pois coloca o valor monetário do capital circulante líquido em relação à receita líquida anual.

b.3) TES / AT (saldo tesouraria dividido pelo ativo total); e

b.4) TES / RL (saldo tesouraria dividido pela receita líquida);

c) índices que aparecem mais freqüentemente como úteis nos modelos de discriminação da situação financeira: diversos modelos foram gerados com

base nas variáveis que expressam liquidez, lucratividade, estrutura e tamanho (ALTMAN, 1968; JOHNSON; WICHERN, 1988; LIMA, 2002, entre outros). A liquidez corrente, o endividamento e a lucratividade, foram apontadas, já no precursor modelo univariado de Beaver (1966), como diferentes para empresas que faliram e aquelas que se mantiveram solventes. A liquidez é preponderante também no modelo de Kanitz (1978) onde figuram os índices de liquidez corrente, geral e seca, além de uma variável de lucratividade (lucro líquido / patrimônio líquido) e uma de endividamento (capitais de terceiros / patrimônio líquido). Com base neste critério, foram incluídas as seguintes variáveis, para teste de diferenças de médias:

c.1) variáveis de estrutura ou endividamento:

c.1.1) grau de endividamento, GREND (capitais de terceiros / patrimônio líquido); e

c.1.2) grau de imobilizações, GRIMOB (ativo permanente / patrimônio líquido);

c.2) variáveis de liquidez:

c.2.1) liquidez corrente, LC (ativo circulante / passivo circulante); variável que expressa liquidez de curto prazo da empresa e representa a relação entre ativos circulantes e passivos circulantes;

c.2.2) liquidez geral, LG ((ativo circulante + ativo realizável a longo prazo) / (passivo circulante + passivo realizável a longo prazo));

c.3) variáveis de lucratividade:

c.3.1) lucratividade operacional, LOP/RL (lucro operacional / receita líquida);

c.3.2) lucratividade líquida, LL/RL (lucro líquido / receita líquida);

c.3.3) lucratividade operacional do patrimônio líquido, LOP/PL (lucro operacional / patrimônio líquido);

c.3.4) lucratividade líquida do patrimônio líquido, LL/PL (lucro líquido / patrimônio líquido);

c.3.5) giro do ativo total, RL/AT (receita líquida / ativo total);

Considerando estes três critérios, foram selecionadas 27 variáveis, sendo: 9 valores monetários de sub-grupos do balanço patrimonial e demonstrativo de resultados, 2 valores monetários de variáveis descritas no modelo de análise dinâmica de capital de giro de Fleuriet, 3 logaritmos naturais de valores monetários de grupos do balanço e demonstrativo de resultados, 2 índices de endividamento ou estrutura de capitais, 2 índices de liquidez, 5 índices de lucratividade e 4 índices que ponderam os valores do modelo de análise dinâmica de capital de giro de Fleuriet pelo ativo total e pela receita líquida. O Quadro 6 mostra a descrição dos critérios e das 27 variáveis.

| critério | N | descrição | variáveis | nome |
|----------|---|---|---|---|
| a) | 9 | valores monetários de sub-grupos do balanço patrimonial e demonstrativo de resultados | AC ARLP AP PC PELP PL RL LOP LL | ativo circulante ativo realizável a longo prazo ativo permanente passivo circulante passivo exigível a longo prazo patrimônio líquido receita líquida lucro operacional lucro líquido |
| a) | 2 | valores monetários de variáveis descritas no modelo de análise dinâmica de capital de giro de Fleuriet | CCL TES | capital circulante líquido saldo de tesouraria |
| a) | 3 | logaritmos naturais de valores monetários de grupos do balanço patrimonial e demonstrativo de resultados | lnAT lnPT lnRL | logaritmo neperiano do ativo total logaritmo neperiano do passivo de terceiros logaritmo neperiano da receita líquida |
| c.1) | 2 | índices de endividamento ou estrutura de capitais | GREND GRIMOB | grau de endividamento grau de imobilizações |
| c.2) | 2 | índices de liquidez | LC LG | liquidez corrente liquidez geral |
| c.3) | 5 | índices de lucratividade | LOP/RL LL/RL LOP/PL LL/PL RL/AT | lucratividade operacional lucratividade líquida lucratividade operacional do PL lucratividade líquida do PL giro do ativo total |
| b) | 4 | quocientes dos valores do modelo de análise dinâmica de capital de giro de Fleuriet pelo ativo total e pela receita líquida | CCL/AT CCL/RL TES/AT TES/RL | capital circulante líquido dividido pelo AT capital circulante líquido dividido pela RL saldo de tesouraria dividido pelo AT saldo de tesouraria dividido pela RL |

QUADRO 6 DESCRIÇÃO DOS CRITÉRIOS DE SELEÇÃO E DAS 27 VARIÁVEIS

FONTE: Elaborado pelo autor.

4 RESULTADOS

Inicialmente, procedeu-se a análise exploratória dos dados para detecção de valores atípicos. Foram excluídas 5 observações, de números 9, 10, 23, 35 e 39, conforme se verifica na Tabela 5, da página 80.

A Tabela 1 reúne os resultados do teste *t de student* para a diferença de médias das 27 variáveis consideradas inicialmente na pesquisa. Destas, 8 variáveis apresentaram significância estatística ao nível $\alpha = 0,05$. São elas:

- a) LC;
- b) LG;
- c) RL/AT;
- d) lnRL;
- e) CCL/RL;
- f) TES/RL;
- g) CCL/AT;
- h) TES/AT.

TABELA 1 TESTES *t* PARA A DIFERENÇA DE MÉDIAS DOS GRUPOS continua

| Índice/valor | adimp./inadimp. | N | média | desvio padrão | Teste "t" | Significância |
|--------------|-----------------|----|------------|---------------|-----------|---------------|
| AC | adimplentes | 41 | 43.975.337 | 122.889.186 | 1,38 | 0,17 |
| | inadimplentes | 38 | 14.392.522 | 51.000.537 | | |
| ARLP | adimplentes | 41 | 6.658.320 | 20.925.969 | 1,3 | 0,198 |
| | inadimplentes | 38 | 1.944.378 | 8.145.876 | | |
| AP | adimplentes | 41 | 41.715.382 | 173.099.852 | 1 | 0,32 |
| | inadimplentes | 38 | 13.012.124 | 36.663.987 | | |
| PC | adimplentes | 41 | 22.061.414 | 59.098.117 | 0,65 | 0,516 |
| | inadimplentes | 38 | 14.046.112 | 49.207.705 | | |
| PELP | adimplentes | 41 | 26.354.448 | 100.444.114 | 1,21 | 0,229 |
| | inadimplentes | 38 | 6.334.847 | 16.133.783 | | |
| PL | adimplentes | 41 | 43.947.565 | 137.650.318 | 1,53 | 0,13 |
| | inadimplentes | 38 | 8.966.445 | 30.113.850 | | |
| RL | adimplentes | 41 | 61.926.606 | 146.089.840 | 0,74 | 0,462 |
| | inadimplentes | 38 | 37.297.243 | 149.939.865 | | |

FONTE: elaborada pelo autor

NOTA: * significante ao nível de 0,05; teste bicaudal

TABELA 1 TESTES t PARA A DIFERENÇA DE MÉDIAS DOS GRUPOS conclusão

| Índice/valor | adimp./inadimp. | N | média | desvio padrão | Teste "t" | Significância |
|--------------|-----------------|----|------------|---------------|-----------|---------------|
| LOP | adimplentes | 41 | 6.103.420 | 23.854.914 | 1,56 | 0,122 |
| | inadimplentes | 38 | -45.827 | 4.413.436 | | |
| LL | adimplentes | 41 | 4.733.985 | 17.093.151 | 1,79 | 0,077 |
| | inadimplentes | 38 | -280.856 | 2.339.078 | | |
| CCL | adimplentes | 41 | 21.913.924 | 93.451.946 | 1,42 | 0,16 |
| | inadimplentes | 38 | 346.410 | 4.702.512 | | |
| TES | adimplentes | 41 | 5.760.845 | 88.080.187 | 0,63 | 0,53 |
| | inadimplentes | 38 | -3.297.561 | 7.698.882 | | |
| GREND | adimplentes | 41 | 1,8171 | 2,0018 | -1,83 | 0,07 |
| | inadimplentes | 38 | 7,6165 | 20,1439 | | |
| GIMOB | adimplentes | 41 | 1,0946 | 0,9597 | -1,79 | 0,077 |
| | inadimplentes | 38 | 4,0455 | 10,4851 | | |
| LC | adimplentes | 41 | 2,4983 | 3,2453 | 2,7 | 0,009 * |
| | inadimplentes | 38 | 1,0498 | 0,6548 | | |
| LG | adimplentes | 41 | 1,5728 | 1,8904 | 2,34 | 0,022 * |
| | inadimplentes | 38 | 0,8177 | 0,6318 | | |
| LOP/RL | adimplentes | 41 | 0,0589 | 0,124 | 1,73 | 0,088 |
| | inadimplentes | 38 | -0,0164 | 0,2471 | | |
| LL/RL | adimplentes | 41 | 0,0439 | 0,1111 | 1,58 | 0,117 |
| | inadimplentes | 38 | -0,02 | 0,2314 | | |
| LOP/PL | adimplentes | 41 | 0,1846 | 0,9296 | -0,06 | 0,956 |
| | inadimplentes | 38 | 0,2056 | 2,2116 | | |
| LL/PL | adimplentes | 41 | 0,0733 | 0,6199 | -0,44 | 0,664 |
| | inadimplentes | 38 | 0,2522 | 2,5438 | | |
| RL/AT | adimplentes | 41 | 1,4868 | 1,1906 | 2,23 | 0,029 * |
| | inadimplentes | 38 | 1,0097 | 0,5943 | | |
| InAT | adimplentes | 41 | 16,0552 | 2,1943 | 1,42 | 0,16 |
| | inadimplentes | 38 | 15,3843 | 1,9933 | | |
| InRL | adimplentes | 41 | 16,1616 | 2,1166 | 2,06 | 0,043 * |
| | inadimplentes | 38 | 15,198 | 2,0411 | | |
| InPT | adimplentes | 41 | 15,2652 | 2,3749 | 0,74 | 0,464 |
| | inadimplentes | 38 | 14,8912 | 2,1201 | | |
| CCL/RL | adimplentes | 41 | 0,2315 | 0,5551 | 2,59 | 0,011 * |
| | inadimplentes | 38 | -0,0354 | 0,3186 | | |
| TES/RL | adimplentes | 41 | -0,026 | 0,4061 | 2 | 0,049 * |
| | inadimplentes | 38 | -0,1968 | 0,3475 | | |
| CCL/AT | adimplentes | 41 | 0,1455 | 0,2312 | 3,35 | 0,001 * |
| | inadimplentes | 38 | -0,0235 | 0,2155 | | |
| TES/AT | adimplentes | 41 | -0,054 | 0,2095 | 2,26 | 0,027 * |
| | inadimplentes | 38 | -0,1616 | 0,2138 | | |

TABELA 1 TESTES t PARA A DIFERENÇA DE MÉDIAS DOS GRUPOS

FONTE: elaborada pelo autor

NOTA: * significante ao nível de 0,05; teste bicaudal

Portanto, restaram significantes duas variáveis de liquidez – LC e LG -, uma de lucratividade – RL/AT -, uma de tamanho – lnRL, e quatro de capital de giro – CCL/RL, TES/RL, CCL/AT e TES/AT. As variáveis de valores monetários dos subgrupos do balanço patrimonial e demonstrativo de resultados, não mostraram significância.

Posteriormente, utiliza-se a análise de correlação, com o objetivo de evitar que o modelo contenha variáveis altamente correlacionadas que não acrescentem informação adicional.

A matriz de correlação (Tabela 2) apresenta os valores do índice de correlação de Pearson para as oito variáveis restantes após a exclusão daquelas que não mostraram diferenças significativas nas médias dos grupos. Os maiores valores de correlação estão em “negrito”. Nota-se que as duas variáveis de liquidez – LC e LG -, apresentam alta correlação entre si. Esta correlação é esperada, uma vez que o índice de liquidez geral é formado também, além dos valores de longo prazo, pelos ativos circulantes e passivos circulantes, os quais compõem o cálculo do índice de liquidez corrente.

Nota-se, também alta correlação entre as quatro variáveis de capital de giro – CCL/RL, TES/RL, CCL/AT e TES/AT.

TABELA 2 MATRIZ DE CORRELAÇÃO

| | | LC | LG | RL / AT | InRL | CCL / RL | TES/RL | CCL / AT | TES/AT |
|----------|------------------------|------|------------|---------|-------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| LC | Correlação de Pearson | 1 | 0,7 | -0,16 | -0,01 | 0,78 | 0,6 | 0,65 | 0,49 |
| | Sig. (teste bi-caudal) | | 0,00 | 0,16 | 0,96 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| | | | * | | | * | * | * | * |
| LG | Correlação de Pearson | 0,7 | 1 | -0,1 | -0,18 | 0,76 | 0,34 | 0,65 | 0,31 |
| | Sig. (teste bi-caudal) | 0,00 | | 0,40 | 0,12 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 0,01 |
| | | * | | | | * | * | * | * |
| RL / AT | Correlação de Pearson | - | -0,1 | 1 | 0,16 | -0,14 | 0,08 | 0 | 0,06 |
| | Sig. (teste bi-caudal) | 0,16 | 0,40 | | 0,16 | 0,21 | 0,48 | 1,00 | 0,62 |
| | | | | | | | | | |
| InRL | Correlação de Pearson | - | -0,18 | 0,16 | 1 | 0,07 | 0,18 | 0,19 | 0,11 |
| | Sig. (teste bi-caudal) | 0,01 | 0,12 | 0,16 | | 0,56 | 0,12 | 0,09 | 0,34 |
| | | | | | | | | | |
| CCL / RL | Correlação de Pearson | 0,78 | 0,76 | -0,14 | 0,07 | 1 | 0,66 | 0,81 | 0,51 |
| | Sig. (teste bi-caudal) | 0,00 | 0,00 | 0,21 | 0,56 | | 0,00 | 0,00 | 0,00 |
| | | * | * | | | | * | * | * |
| TES/RL | Correlação de Pearson | 0,6 | 0,34 | 0,08 | 0,18 | 0,66 | 1 | 0,53 | 0,85 |
| | Sig. (teste bi-caudal) | 0,00 | 0,00 | 0,48 | 0,12 | 0,00 | | 0,00 | 0,00 |
| | | * | * | | | * | | * | * |
| CCL / AT | Correlação de Pearson | 0,65 | 0,65 | 0 | 0,19 | 0,81 | 0,53 | 1 | 0,5 |
| | Sig. (teste bi-caudal) | 0,00 | 0,00 | 1,00 | 0,09 | 0,00 | 0,00 | | 0,00 |
| | | * | * | | | * | * | | * |
| TES/AT | Correlação de Pearson | 0,49 | 0,31 | 0,06 | 0,11 | 0,51 | 0,85 | 0,5 | 1 |
| | Sig. (teste bi-caudal) | 0,00 | 0,01 | 0,62 | 0,34 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | |
| | | * | * | | | * | * | * | |

FONTE: SPSS.

NOTAS: * significância ao nível 0,01 (teste bi-caudal); N = 84.

Com base nas correlações apresentadas, mantiveram-se quatro variáveis:

- a) no grupo de liquidez, manteve-se a variável LC;
- b) no grupo de lucratividade, manteve-se a variável RL/AT, já que não foi observada correlação elevada com as demais variáveis;
- c) a variável lnRL foi mantida, já que não apresenta correlação elevada com as demais variáveis;
- d) no grupo das quatro variáveis de capital de giro manteve-se TES/AT, que apresenta alta correlação apenas com TES/CCL.

Espera-se que as quatro variáveis sejam capazes de compor o modelo de discriminação entre adimplentes e inadimplentes, uma vez que estão presentes as seguintes dimensões: liquidez, lucratividade, tamanho e capital de giro. Com relação à eliminação das variáveis de endividamento, espera-se que a informação sobre estrutura de capital esteja indiretamente presente nas de lucratividade - uma vez que o pagamento dos encargos da dívida é uma despesa, e, portanto, diminui o lucro, - e nas de liquidez, uma vez que o índice de liquidez corrente apresenta em seu denominador, além dos passivos operacionais, também os passivos onerosos, que compõem o endividamento bancário de curto prazo da empresa.

A Tabela 3 traz os resultados dos testes de igualdade das médias dos grupos. Para cada variável independente é feita a análise de variância para os dois grupos. Os resultados permitem avaliar, qual o potencial de cada variável independente, antes que o modelo seja criado. Verifica-se que todas as quatro variáveis apresentam diferenças estatisticamente significantes ao nível $\alpha = 0,05$. Os menores valores de *Wilk's lambda* indicam maior potencial de discriminação da variável. A tabela sugere que as variáveis TES/AT e LC são as que melhor discriminam os grupos.

TABELA 3 TESTES DE IGUALDADE PARA AS MÉDIAS DOS GRUPOS

| Variável Independente | Wilk's lambda | F | df1 | df2 | significância |
|-----------------------|---------------|-------|-----|-----|---------------|
| RLAT | 0,940 | 4,955 | 1 | 77 | 0,029 |
| lnRL | 0,948 | 4,231 | 1 | 77 | 0,043 |
| TESAT | 0,938 | 5,101 | 1 | 77 | 0,027 |
| LC | 0,914 | 7,289 | 1 | 77 | 0,009 |

FONTE: SPSS.

A Tabela 4 mostra a estatística descritiva da amostra de 79 empresas. Nota-se que as empresas adimplentes apresentam maior média de liquidez corrente, maior lucratividade medida por RL/AT, maior tamanho, medido pelo logaritmo natural da receita líquida e menor saldo de tesouraria com relação ao ativo total.

TABELA 4 ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS 79 EMPRESAS

| Situação | variável | média | desvio padrão | N |
|--------------|----------|--------|---------------|----|
| Adimplente | RLAT | 1,487 | 1,191 | 41 |
| | lnRL | 16,162 | 2,117 | 41 |
| | TESAT | -0,054 | 0,210 | 41 |
| | LC | 2,498 | 3,245 | 41 |
| Inadimplente | RLAT | 1,010 | 0,594 | 38 |
| | lnRL | 15,198 | 2,041 | 38 |
| | TESAT | -0,162 | 0,214 | 38 |
| | LC | 1,050 | 0,655 | 38 |
| Total | RLAT | 1,257 | 0,976 | 79 |
| | lnRL | 15,698 | 2,123 | 79 |
| | TESAT | -0,106 | 0,217 | 79 |
| | LC | 1,802 | 2,477 | 79 |

FONTE: SPSS.

Estes resultados eram esperados, uma vez que, em média, as empresas adimplentes devem apresentar melhor situação financeira. Com referência à receita líquida, no entanto, que expressa o tamanho, não há razão para que as empresas sejam mais adimplentes somente pelo fato de serem maiores, já que a maior receita gerada pode estar associada com maiores dívidas ou com prazos de pagamentos descasados da geração de caixa. Possivelmente, um dos fatores que influenciam nesta relação é o fato de as empresas maiores gozarem, no mercado de crédito comercial, de maior facilidade para obter recursos. Tal relação entre tamanho e adimplência foi também encontrada em pesquisas empíricas de Hopwood, Mckeown e Mutchler (1994).

A eliminação das variáveis de estrutura de capital, ou endividamento (GREND e GRIMOB), por não mostrarem diferença significativa na média dos dois grupos, também não era esperada, uma vez que a estrutura de capital certamente traz informações sobre a capacidade de solvência das empresas. Pode-se ponderar, no entanto, que a informação sobre o endividamento esteja contemplada, de forma indireta no modelo, já que o pagamento dos encargos da dívida impactam

negativamente os lucros e, por consequência, o capital circulante líquido e o saldo de tesouraria.

A seguir, são avaliados os resultados encontrados na geração do modelo, com base nas quatro variáveis independentes.

A função discriminante gerada a partir dos dados da amostra de 79 empresas apresenta-se como a equação (19):

$$Z = - 4,540 + 0,654 \text{ RL/AT} + 0,207 \text{ lnRL} + 0,717 \text{ TES/AT} + 0,300 \text{ LC} \quad (19)$$

A Tabela 5 mostra os escores Z calculados para cada empresa a partir da função discriminante e a correspondente classificação nos grupos.

TABELA 5 - DADOS DAS QUATRO VARIÁVEIS INDEPENDENTES , ESCORE "Z" E CLASSIFICAÇÃO PREDITA PELO MODELO

continua

| Empresa | Situação | RLAT | lnRL | TESAT | LC | filtro | Escore Z | Classificação |
|---------|----------|-------|--------|--------|--------|--------|----------|---------------|
| 1 | 1 | 1,13 | 11,725 | -0,460 | 0,967 | 1 | -1,41077 | 1 |
| 2 | 1 | 1,465 | 14,256 | -0,472 | 1,040 | 1 | -0,65391 | 1 |
| 3 | 1 | 2,536 | 13,244 | 0,146 | 0,561 | 1 | 0,1359 | 0 |
| 4 | 1 | 0,344 | 11,370 | 0,239 | 2,458 | 1 | -1,04964 | 1 |
| 5 | 1 | 1,171 | 12,647 | -0,393 | 0,250 | 1 | -1,36082 | 1 |
| 6 | 1 | 0,203 | 14,613 | -0,062 | 0,750 | 1 | -1,19922 | 1 |
| 7 | 1 | 0,781 | 15,373 | -0,260 | 0,876 | 1 | -0,7675 | 1 |
| 8 | 1 | 0,566 | 13,222 | -0,935 | 0,033 | 1 | -2,09089 | 1 |
| 9 | 1 | 1,494 | 15,419 | 0,338 | 19,445 | 0 | . | OUTLIER |
| 10 | 1 | 0,645 | 12,467 | -0,029 | 0,365 | 0 | . | OUTLIER |
| 11 | 1 | 0,809 | 15,051 | -0,148 | 0,781 | 1 | -0,76469 | 1 |
| 12 | 1 | 1,218 | 13,379 | -0,076 | 1,331 | 1 | -0,62577 | 1 |
| 13 | 1 | 1,678 | 17,525 | -0,124 | 1,556 | 1 | 0,56685 | 0 |
| 14 | 1 | 0,699 | 16,175 | -0,164 | 0,792 | 1 | -0,61133 | 1 |
| 15 | 1 | 0,884 | 17,474 | -0,088 | 0,942 | 1 | -0,12176 | 1 |
| 16 | 1 | 0,823 | 15,324 | -0,053 | 0,068 | 1 | -0,84428 | 1 |
| 17 | 1 | 1,326 | 17,129 | 0,131 | 1,218 | 1 | 0,33529 | 0 |
| 18 | 1 | 0,178 | 13,869 | -0,023 | 1,363 | 1 | -1,15754 | 1 |
| 19 | 1 | 1,288 | 15,180 | -0,231 | 0,686 | 1 | -0,51241 | 1 |
| 20 | 1 | 0,661 | 16,332 | 0,062 | 0,618 | 1 | -0,49429 | 1 |
| 21 | 1 | 1,383 | 14,933 | -0,106 | 1,581 | 1 | -0,14295 | 1 |
| 22 | 1 | 0,986 | 12,795 | -0,152 | 0,590 | 1 | -1,17569 | 1 |
| 23 | 1 | 0,892 | 14,303 | 0,642 | 66,143 | 0 | . | OUTLIER |
| 24 | 1 | 0,203 | 13,957 | -0,003 | 1,891 | 1 | -0,95023 | 1 |
| 25 | 1 | 0,388 | 13,975 | -0,415 | 0,214 | 1 | -1,62411 | 1 |
| 26 | 1 | 0,428 | 14,584 | -0,076 | 0,747 | 1 | -1,06868 | 1 |
| 27 | 1 | 1,005 | 14,107 | -0,020 | 1,380 | 1 | -0,55983 | 1 |
| 28 | 1 | 0,88 | 13,511 | -0,013 | 3,525 | 1 | -0,11571 | 1 |
| 29 | 1 | 1,845 | 12,189 | -0,032 | 0,686 | 1 | -0,62479 | 1 |
| 30 | 1 | 1,271 | 15,695 | -0,119 | 1,019 | 1 | -0,23596 | 1 |
| 31 | 1 | 0,829 | 15,428 | -0,337 | 1,232 | 1 | -0,67289 | 1 |
| 32 | 1 | 0,866 | 16,497 | -0,028 | 1,239 | 1 | -0,20321 | 1 |
| 33 | 1 | 0,696 | 16,282 | -0,214 | 1,736 | 1 | -0,34402 | 1 |
| 34 | 1 | 1,312 | 15,392 | -0,386 | 0,409 | 1 | -0,64685 | 1 |
| 35 | 1 | 6,238 | 14,941 | 0,022 | 0,154 | 0 | . | OUTLIER |
| 36 | 1 | 0,457 | 17,648 | -0,160 | 1,284 | 1 | -0,31456 | 1 |
| 37 | 1 | 1,127 | 17,554 | -0,290 | 1,077 | 1 | -0,05096 | 1 |
| 38 | 1 | 0,213 | 14,540 | -0,016 | 0,780 | 1 | -1,16541 | 1 |
| 39 | 1 | 1,825 | 18,017 | -0,113 | 1,063 | 1 | 0,62402 | 0 |
| 40 | 1 | 1,598 | 20,650 | -0,065 | 1,038 | 1 | 1,04832 | 0 |

FONTE: Elaborada pelo autor

NOTAS: 0 = adimplentes; 1 = inadimplentes; N = 84.

As empresas inadimplentes classificadas incorretamente estão destacadas.

TABELA 5 - DADOS DAS QUATRO VARIÁVEIS INDEPENDENTES , ESCORE "Z" E CLASSIFICAÇÃO PREDITA PELO MODELO

| Empresa | Situação | RLAT | lnRL | TESAT | LC | filtro | Escore Z | conclusão |
|---------|----------|-------|--------|--------|--------|--------|----------|---------------|
| | | | | | | | | Classificação |
| 41 | 1 | 0,609 | 17,875 | -0,254 | 0,551 | 1 | -0,45514 | 1 |
| 42 | 1 | 2,688 | 18,007 | -0,430 | 1,559 | 1 | 1,10856 | 0 |
| 43 | 0 | 2,269 | 15,402 | -0,223 | 0,809 | 1 | 0,21796 | 0 |
| 44 | 0 | 2,638 | 15,188 | -0,032 | 1,003 | 1 | 0,61025 | 0 |
| 45 | 0 | 0,453 | 17,078 | 0,010 | 2,802 | 1 | 0,14347 | 0 |
| 46 | 0 | 2,655 | 14,578 | -0,065 | 1,200 | 1 | 0,5303 | 0 |
| 47 | 0 | 0,314 | 16,188 | -0,009 | 2,375 | 1 | -0,27383 | 1 |
| 48 | 0 | 1,503 | 16,966 | -0,018 | 3,053 | 1 | 0,86208 | 0 |
| 49 | 0 | 1,281 | 14,856 | 0,049 | 6,238 | 1 | 1,28453 | 0 |
| 50 | 0 | 0,302 | 19,258 | 0,682 | 14,896 | 1 | 4,61089 | 0 |
| 51 | 0 | 0,746 | 14,786 | -0,179 | 2,105 | 1 | -0,48471 | 1 |
| 52 | 0 | 0,234 | 11,271 | -0,023 | 9,884 | 1 | 0,90144 | 0 |
| 53 | 0 | 0,67 | 15,496 | -0,100 | 0,600 | 1 | -0,78225 | 1 |
| 54 | 0 | 1,207 | 19,390 | -0,079 | 1,196 | 1 | 0,56929 | 0 |
| 55 | 0 | 1,148 | 20,280 | -0,030 | 1,586 | 1 | 0,86712 | 0 |
| 56 | 0 | 0,682 | 13,190 | 0,228 | 9,558 | 1 | 1,6734 | 0 |
| 57 | 0 | 0,487 | 11,401 | -0,061 | 0,710 | 1 | -1,68986 | 1 |
| 58 | 0 | 0,423 | 20,302 | -0,125 | 1,247 | 1 | 0,22792 | 0 |
| 59 | 0 | 1,105 | 14,448 | 0,001 | 18,223 | 0 | . | OUTLIER |
| 60 | 0 | 2,315 | 17,795 | 0,015 | 1,506 | 1 | 1,12433 | 0 |
| 61 | 0 | 1,408 | 17,439 | -0,468 | 0,958 | 1 | -0,05377 | 1 |
| 62 | 0 | 2,677 | 16,064 | -0,306 | 1,342 | 1 | 0,72295 | 0 |
| 63 | 0 | 0,762 | 17,660 | -0,189 | 1,188 | 1 | -0,16127 | 1 |
| 64 | 0 | 4,151 | 16,469 | 0,312 | 1,210 | 1 | 2,17411 | 0 |
| 65 | 0 | 2,229 | 16,350 | -0,050 | 1,191 | 1 | 0,62756 | 0 |
| 66 | 0 | 6,117 | 17,432 | -0,092 | 1,028 | 1 | 3,31604 | 0 |
| 67 | 0 | 0,241 | 16,230 | -0,026 | 2,259 | 1 | -0,36022 | 1 |
| 68 | 0 | 2,651 | 14,557 | -0,160 | 0,397 | 1 | 0,21382 | 0 |
| 69 | 0 | 1,576 | 17,750 | -0,386 | 1,183 | 1 | 0,24747 | 0 |
| 70 | 0 | 0,794 | 14,064 | -0,671 | 0,684 | 1 | -1,38269 | 1 |
| 71 | 0 | 1,144 | 17,112 | -0,145 | 1,310 | 1 | 0,04353 | 0 |
| 72 | 0 | 1,346 | 13,735 | 0,003 | 1,177 | 1 | -0,45883 | 1 |
| 73 | 0 | 2,359 | 13,148 | 0,186 | 1,830 | 1 | 0,41021 | 0 |
| 74 | 0 | 1,43 | 16,358 | 0,031 | 1,637 | 1 | 0,29592 | 0 |
| 75 | 0 | 1,67 | 15,421 | -0,031 | 0,652 | 1 | -0,08037 | 1 |
| 76 | 0 | 1,32 | 17,172 | 0,186 | 3,195 | 1 | 0,97707 | 0 |
| 77 | 0 | 0,49 | 17,830 | -0,059 | 0,283 | 1 | -0,48286 | 1 |
| 78 | 0 | 3,42 | 17,175 | 0,000 | 1,141 | 1 | 1,59628 | 0 |
| 79 | 0 | 1,93 | 18,900 | -0,064 | 1,874 | 1 | 1,15684 | 0 |
| 80 | 0 | 1,07 | 16,851 | 0,020 | 1,854 | 1 | 0,22224 | 0 |
| 81 | 0 | 1,08 | 14,982 | 0,021 | 11,793 | 1 | 2,82951 | 0 |
| 82 | 0 | 0,58 | 12,904 | -0,169 | 0,022 | 1 | -1,60503 | 1 |
| 83 | 0 | 0,65 | 17,145 | -0,117 | 1,645 | 1 | -0,15256 | 1 |
| 84 | 0 | 0,54 | 16,453 | -0,081 | 1,810 | 1 | -0,29145 | 1 |

FONTE: Elaborada pelo autor

NOTAS: 0 = adimplentes; 1 = inadimplentes; N = 84.

As empresas inadimplentes classificadas incorretamente estão destacadas.

O valor do centróide do grupo adimplente é 0,493 e do grupo inadimplente, -0,531. O valor do ponto de corte, escore Z crítico, é a média dos centróides ponderada pelo número de empresas em cada grupo, resultando em zero o valor de Z_c .

Assim, as empresas com $Z < 0$ são classificadas como inadimplentes e com $Z > 0$, como adimplentes.

Os coeficientes padronizados (*standardized discriminant function coefficients*) permitem comparar variáveis medidas em diferentes escalas. Coeficientes maiores denotam que a variável tem maior poder na discriminação. Nota-se na Tabela 6, cuja ordem de importância não é a mesma da função discriminante cujos coeficientes são não-padronizados, uma importância maior da variável de liquidez (LC), seguida da variável de lucratividade (RL/AT).

TABELA 6 COEFICIENTES ESTANDARTIZADOS DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE

| Variável | Função |
|----------|--------|
| RLAT | 0,623 |
| lnRL | 0,431 |
| TESAT | 0,152 |
| LC | 0,716 |

FONTE: SPSS.

O SPSS fornece as medidas da correlação canônica e do *lambda de Wilks* para avaliação do ajustamento do modelo e do nível de significância (Tabela 7).

TABELA 7 SIGNIFICÂNCIA DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE

| Eigenvalor | correlação canônica | "Wilks lambda" | "chi-square" | df | significância |
|------------|---------------------|----------------|--------------|----|---------------|
| 0,269 | 0,460 | 0,788 | 17,845 | 4 | 0,001 |

FONTE: SPSS

A matriz de classificação (Tabela 8) permite uma avaliação da capacidade preditiva do modelo. A validação cruzada é feita para os casos em análise, onde cada caso é classificado segundo a função gerada a partir da amostra de todos os outros casos da amostra. Observa-se uma avaliação superior nos casos originais (74,7% de classificação correta), do que com o emprego da validação cruzada (73,4% de classificação correta). Trata-se de viés ascendente descrito na literatura (HAIR Jr. et al., 2005). Platt H. D. e Platt M. B. (1990) tentam resolver o problema dos resultados piores nas amostras de validação da análise *logit* com a introdução

de variáveis que expressam o crescimento da indústria e, também, de índices que exprimem relações dos índices da própria empresa com os índices médios da indústria que a empresa integra, conseguindo melhorar os resultados da amostra de validação em relação à amostra de teste.

TABELA 8 MATRIZ DE CLASSIFICAÇÃO DOS RESULTADOS

| Situação | | | grupo predito pelo modelo | | Total |
|-------------------|-----------------------|--------------|---------------------------|--------------|--------|
| | | | adimplente | inadimplente | |
| Dados originais | número de observações | adimplente | 27 | 14 | 41 |
| | | inadimplente | 6 | 32 | 38 |
| | percentual | adimplente | 65,85 | 34,15 | 100,00 |
| | | inadimplente | 15,79 | 84,21 | 100,00 |
| validação cruzada | número de observações | adimplente | 27 | 14 | 41 |
| | | inadimplente | 7 | 31 | 38 |
| | percentual | adimplente | 65,85 | 34,15 | 100,00 |
| | | inadimplente | 18,42 | 81,58 | 100,00 |

FONTE: SPSS

NOTAS: a validação cruzada é feita somente com os casos em análise. Cada caso é classificado pela função derivada de todos os casos, exceto o próprio caso que está sendo classificado;

dados originais classificados corretamente: 74,7%;

casos classificados corretamente por validação cruzada: 73,4%.

Na classificação dos casos originais, 32 das 38 inadimplentes foram corretamente classificadas (representando 84,2% de acerto) e, nas adimplentes, 27 das 41 foram corretamente classificadas (representando 65,8% de acerto). Visto que a amostra de 79 empresas tinha 38 inadimplentes e 41 adimplentes, a chance de classificação correta ao acaso é algo bem próximo de 50%, logo o acerto total de 74,7% pode ser considerado satisfatório. Além disso, a representatividade do resultado aumenta quando se considera que a amostra é heterogênea quanto aos portes das empresas e quanto à atividade econômica desenvolvida.

Assim, com um resultado significativamente maior que a chance em relação ao acaso e o modelo como um todo tendo significância estatística, pode-se interpretar a função discriminante em busca do tipo dos dois grupos quanto às variáveis incluídas no modelo. Ressalte-se, também, o fato de que o modelo classificou corretamente 84,2% das inadimplentes, ou seja, apenas 15,7%, correspondentes a 6 das 38 empresas inadimplentes, não foram detectadas.

O estabelecimento dos perfis dos grupos quanto às variáveis independentes e a verificação de sua correspondência com a base conceitual adotada também é indicada para validação do modelo (HAIR Jr. et al., 2005, p. 231). Neste caso, pode-

se dizer que o modelo gerado mostrou resultados compatíveis com a teoria sobre a análise de desempenho através de índices financeiros, pois todos os coeficientes positivos encontrados nas variáveis indicam que quanto maiores os valores de lucratividade (RL/AT), capital de giro (TES/AT) e liquidez (LC) – e, portanto, quanto melhor o desempenho da empresa -, mais próxima estará da classificação de adimplente (escore Z positivo) no modelo.

O exame caso a caso das empresas inadimplentes que não foram classificadas corretamente permite as observações que seguem. Na tabela 5, da página 80, verifica-se que 6 empresas inadimplentes foram incorretamente classificadas. Na prática, este é o tipo de erro mais indesejável, pois em face da não detecção da inadimplência, não seria possível tentar evitá-la. A Tabela 9 mostra os índices destas empresas.

TABELA 9 EMPRESAS INADIMPLENTES INCORRETAMENTE CLASSIFICADAS

| Empresa | RLAT | lnRL | TESAT | LC | escore Z |
|---------|-------|--------|--------|-------|----------|
| 3 | 2,536 | 13,244 | 0,146 | 0,561 | 0,1359 |
| 13 | 1,678 | 17,525 | -0,124 | 1,556 | 0,56685 |
| 17 | 1,326 | 17,129 | 0,131 | 1,218 | 0,33529 |
| 39 | 1,825 | 18,017 | -0,113 | 1,063 | 0,62402 |
| 40 | 1,598 | 20,650 | -0,065 | 1,038 | 1,04832 |
| 42 | 2,688 | 18,007 | -0,430 | 1,559 | 1,10856 |

FONTE: elaborada pelo autor.

NOTA: em destaque estão os índices que se situam mais próximos da média do grupo adimplente.

Nota-se que as empresas que estiveram mais distantes da classificação correta, isto é, mais distantes do escore de corte igual a zero, são as de números 40 e 42. Comparando-se os índices destas empresas inadimplentes incorretamente classificadas com as médias dos grupos na Tabela 4, da página 78, tem-se que:

- a) a média de LC – que é a variável com maior poder discriminatório do modelo - das inadimplentes situa-se em 1,050. Com exceção das empresas 3 e 40, todas as outras estão acima da média, sendo os maiores valores os das empresas 13, 17 e 42;
- b) quanto à variável de lucratividade (RL / AT): considerando que a média do grupo inadimplente é 1,010 e do grupo adimplente é 1,487, nota-se

que todas as 6 empresas apresentam índices mais próximos da média do grupo adimplente, sendo que 5 delas são até superiores a 1,487;

- c) quanto à variável $\ln RL$, também estão todas, com exceção da 3, com valores bem acima da média das inadimplentes;
- d) quanto à variável TES/AT : as empresas 3, 17 e 40 são as que apresentam índices mais próximos à média das adimplentes do que das inadimplentes.

Assim, algumas considerações podem ser feitas sobre a classificação incorreta destas empresas:

- a) empresa 3: apesar dos índices de liquidez, capital de giro e também a receita líquida serem baixos, levando a classificação como inadimplente, a variável de lucratividade RL / AT , é muito elevada (2,536 contra a média de 1,010 para as inadimplentes). A geração de receitas da empresa é mais que duas vezes e meia o valor dos ativos investidos. É uma situação comum em empresas predominantemente prestadoras de serviços. Sugere-se como uma possível forma de melhorar o desempenho do modelo em aplicações futuras, a inclusão de variáveis de controle para este tipo de empresa;
- b) empresa 40: também obteve um score Z bastante elevado. Trata-se da empresa de maior receita deste grupo classificado incorretamente. Os índices de lucratividade e capital de giro estão mais próximos da média das adimplentes. A única variável que apresenta valor mais próximo da média das adimplentes é LC , no entanto não é um valor que possa ser considerado insatisfatório (1,038). Procedeu-se, neste caso, a um controle do tempo de inadimplência das 6 empresas do grupo, na tentativa de justificar a causa da inadimplência: das 6 empresas classificadas incorretamente, duas – 40 e 42 – tinham data do último pagamento há menos de 60 dias da data da coleta dos dados, e as demais 4 empresas estavam inadimplentes há pelo menos 10 meses. Assim, uma possível explicação para o fato de que a empresa 40 estivesse inadimplente, apesar de ter indicadores financeiros

satisfatórios, seria a ocorrência de uma inadimplência apenas “momentânea”, por outras causas, que não as financeiras. No entanto, tal hipótese não pode ser verificada, em face da limitação da pesquisa, na qual não se controla o tempo que a empresa ficou inadimplente após a coleta dos dados.

- c) empresa 42: foi a empresa que mais se distanciou de uma classificação correta. Trata-se de uma empresa de grande porte, com receita líquida elevada e investimentos em ativos relativamente baixos, considerando a receita gerada, o que resulta num alto valor de lucratividade (RL/AT). Além disso, possui um valor de liquidez corrente que pode ser considerado satisfatório (1,559). No entanto, o seu TES/AT é bastante baixo (-0,430) considerando a média das inadimplentes (-0,162). Conclui-se, portanto, que uma das causas da inadimplência da empresa 42 seja, possivelmente, a alta necessidade de capital de giro que não esteja sendo suportado por CCL ou por fontes de recursos de terceiros, comprometendo o pagamento de seus compromissos com pontualidade;
- d) empresas 13, 17 e 39: são empresas com receita líquida anual superior a R\$ 40 milhões e pequenos investimentos em ativos, em relação à receita gerada. Como os valores de capital de giro e liquidez não são excessivamente baixos, resultaram em escores Z positivos. Estas empresas apresentam inadimplências superiores a 10 meses, não sendo, portanto, uma inadimplência que possa ser classificada como “momentânea”. Possivelmente, outros fatores externos, que não apresentam natureza financeira, estão influenciando na situação de inadimplência: conjunturas de mercado onde a empresa atua, conjuntura econômica adversa, ou outro fator externo que possa comprometer a pontualidade de seus pagamentos.

Por fim, acerca da tipificação das empresas que tomaram recursos para investimentos e tornaram-se inadimplentes, destaca-se:

- a) a menor liquidez corrente, posto que a média das adimplentes é 2,498 e das inadimplentes 1,050. Conforme a teoria sobre liquidez, o fato de a

empresa “ter liquidez corrente superior a 1”, como ocorre na média das inadimplentes, não garante sua adimplência, já que o índice de liquidez corrente não considera os prazos de recebimentos e pagamentos. Assim, no traçado do tipo das empresas com probabilidade de virem a tornarem-se inadimplentes, o índice de liquidez corrente. Considerado isoladamente, pouco dirá ao analista. Ressalte-se, no entanto, que se trata de um índice indispensável da análise financeira, haja vista a média de liquidez corrente do grupo adimplente ser 138% maior que a média das inadimplentes;

- b) menor lucratividade, neste caso, menor “giro do ativo”, que expressa a capacidade de fazer seus ativos produzirem receitas. Quanto a este indicador, o analista deve atentar ao fato de que empresas prestadoras de serviços tendem a apresentar alto giro do ativo, uma vez que, em geral, o valor de seus ativos são baixos, se considerados em relação á receita. Será útil, em estudos futuros, a inclusão de algum tipo de controle para captar este tipo de atividade;
- c) os resultados quanto à variável $\ln RL$ indicam que as empresas maiores têm menor probabilidade de inadimplência. Esta constatação deve ser vista com alguma reserva, pois, se em conjugação com outras variáveis no modelo multivariado, o valor da receita líquida mais elevada conduz a uma classificação de adimplente, também é possível que isoladamente considerada a receita líquida não determine a classificação, pois altas receitas podem ser acompanhadas de altas dívidas, levando a empresa à inadimplência da mesma forma que uma empresa pequena com pequenas dívidas. Uma possível explicação seria o fato de as empresas maiores terem mais facilidade de acesso ao mercado de crédito comercial que as empresas menores. Uma das razões apontadas para isto seria seus ativos maiores que podem servir como garantia dos créditos. De qualquer forma, o fato de tal variável compor o modelo indica que o tamanho da empresa influencia a sua capacidade de adimplência;
- d) a variável TES/AT, de capital de giro, juntamente com a liquidez corrente capta a liquidez da empresa para pagamento de suas obrigações. O

maior valor de saldo de tesouraria indica maior folga financeira. Assim, corroborando a teoria de capital de giro, o grupo das adimplentes apresentou TES/AT médio de $-0,054$ para as adimplentes e $-0,162$ para as inadimplentes. Note-se que os dois grupos apresentam a relação negativa, isto é, na média, os dois grupos apresentam saldos tesourarias negativos, já que os ativos são sempre valores positivos. Assim, o simples fato de apresentar saldo tesouraria negativo não condiciona a situação financeira ruim: como ressaltado por Braga, Carneiro Júnior e Marques (2006, p. 3), a análise dos valores absolutos de NCG, TES e CCL nem sempre viabiliza uma adequada comparação de desempenho entre as empresas, mas serão mais úteis se colocados em relação ao valor das vendas, por exemplo. Além disso, é fundamental a observação da evolução do saldo tesouraria em vários exercícios subsequentes para verificação da tendência deste indicador financeiro. Apesar disso, notou-se nesta pesquisa que o valor do saldo de tesouraria considerado em relação ao ativo pode ser um indicador financeiro importante quando conjugado com outros indicadores em análise multivariada.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho, aplica-se a técnica de análise discriminante aos valores monetários das demonstrações contábeis e índices da análise financeira, com o objetivo de responder à questão de pesquisa: Qual o tipo financeiro das empresas que se tornaram inadimplentes, após a concessão de crédito junto ao BRDE, para o financiamento de projetos de investimento, no período de 1997 a 2005?

Como referido em pesquisas anteriores (KANITZ, 1978; ALTMAN; BAIDYIA; DIAS, 1979; ADAMOVICZ, 2000; LIMA, 2002; MARQUES; LIMA, 2002 entre outros), a análise discriminante apresenta resultados satisfatórios para a previsão da inadimplência e o estabelecimento de perfis de grupos. Nesta pesquisa, as variáveis que compuseram o modelo mostraram correspondência com a base conceitual, o que vai ao encontro da validação do modelo (HAIR Jr. et al., 2005). As variáveis que mais contribuem para a discriminação entre adimplentes e inadimplentes são RL/AT, lnRL, TES/AT e LC. Constatou-se que o tipo do grupo das inadimplentes caracteriza-se por:

a) liquidez corrente menor do que as adimplentes, mas, não necessariamente menor do que a unidade, já que a própria média do grupo inadimplente apresentou valor 1,03. Como descrito na teoria, a análise da liquidez das empresas deve considerar, além dos índices de liquidez tradicionais, também os prazos de conversão dos ativos em caixa em face dos prazos de pagamento das obrigações;

b) saldo de tesouraria em relação aos ativos totais negativo. O saldo de tesouraria deve ser analisado também em relação às vendas e considerada sua evolução em exercícios subseqüentes. Seu valor negativo indica que não há folga financeira, mas não pode ser interpretado isoladamente como um indício de futura inadimplência. No entanto, o indicador TES/AT mostrou-se útil na discriminação das inadimplentes quando considerado conjuntamente com outros índices em análise multivariada;

c) ln RL menor, o que significa menor tamanho. No entanto, se por um lado a interação desta variável com as outras mostrou-se útil no modelo, por outro, a maior receita líquida isoladamente também não assegura capacidade de pagamento, posto que pode estar conjugada com maiores dívidas ou com prazos de

pagamentos descasados da geração das receitas. O acesso mais facilitado ao mercado de crédito comercial, de que gozam as empresas maiores, pode ser uma explicação para a menor ocorrência de inadimplência neste grupo;

d) menor lucratividade, medida pelo giro do ativo, RL / AT, o que implica que as inadimplentes têm menor capacidade de transformar seus ativos em receitas.

O tipo relatado acima sugeriu algumas medidas que podem ser adotadas, em acordo com o tomador, para evitar que a inadimplência futura comprometa os benefícios econômicos e sociais do investimento:

a) estudar a possibilidade de readequação do projeto: caso ainda esteja em implantação, pode-se diminuir o investimento de forma a adequá-lo à geração de receitas; caso já implantado, pode-se adequar os desembolsos com amortizações aos fluxos de caixa gerados, o que implica em alongamento da dívida. Essas medidas melhoram os índices de liquidez corrente, pois diminuem a parcela do passivo circulante comprometida com os pagamentos, desde que não sejam tomados novos recursos onerosos em outras instituições bancárias;

b) renegociação de prazos com clientes e fornecedores que diminuam a necessidade de capital de giro e(ou) retenção total dos resultados líquidos para aumento do CCL. Em empresas com capacidade de captação de recursos próprios (*equity*), um novo aporte de capital ao projeto aumentará o valor do CCL para suportar as necessidades de capital de giro;

c) a adequação dos ativos às receitas geradas de forma a melhorar a relação RL/AT, que expressa a capacidade dos ativos de gerarem receitas. Isto poderá implicar em venda de ativos ociosos e, certamente, medidas que aumentem a geração de receitas.

Ressalte-se, que o caso específico de cada empresa poderia demandar soluções diferentes das mencionadas, levando em consideração as particularidades do projeto e da empresa.

Como resultados adicionais, que poderiam também servir à seleção das variáveis em pesquisas futuras, constatou-se que:

a) os testes com os valores monetários dos sub-grupos das demonstrações contábeis não mostraram significância destas variáveis para separação dos grupos;

- b) apesar de o valor da receita líquida não apresentar significância estatística, o logaritmo natural da receita líquida acrescenta informação sobre o tamanho da empresa no modelo;
- c) embora os valores monetários não mostrem significância estatística, a ponderação com os valores de ativos ou da receita líquida resulta, em alguns casos, em índices úteis na discriminação (como observado nesta pesquisa para as relações CCL/RL e CCL/AT).

O modelo discriminante constitui um complemento à análise financeira tradicional. Após a concessão do crédito, no momento conhecido, em instituições de fomento, como “acompanhamento” das operações, é importante para o sucesso da implantação dos projetos que a situação financeira da empresa se mantenha satisfatória, pois a deterioração de tal condição irá prejudicar a realização total dos benefícios que os investimentos de capital gerariam.

O insucesso de um projeto compromete não só o retorno dos recursos para o banco, mas também, o retorno econômico e social do investimento, medido em termos de produto agregado, aumento do capital fixo da economia, renda e empregos. Assim, a análise discriminante permite a identificação rápida de empresas com dificuldades financeiras, com graus de acerto satisfatórios, que justificam seu uso. Deve-se ressaltar que a pesquisa identifica as variáveis que apresentam melhor poder de discriminação, no entanto, a classificação de outras empresas, com dados de períodos futuros, pode implicar em ajustes ao modelo. Outras limitações do estudo devem ser mencionadas: ausência de classificação prévia das empresas quanto ao porte ou ramo de atividade, ausência de controles quanto ao prazo entre a demonstração contábil e a ocorrência da inadimplência, eventuais inexatidões das demonstrações contábeis das empresas pesquisadas, ausência de controle sobre o tempo que a empresa permaneceu inadimplente após a coleta dos dados e ausência de consideração do tipo de investimento feito, havendo, na amostra, tanto investimentos em ativos fixos como capital de giro.

Como vem acontecendo com algumas das recentes pesquisas na área (PLATT H. D; PLATT M. B., 1990; KANE; RICHARDSON; GRAYBEAL, 1996; BERTUCCI; GUIMARÃES; BRESSAN, 2003; entre outros) a identificação de outras variáveis que captem fatores internos ou externos à empresa são indicadas em

estudos futuros para contribuir ao conhecimento do tema, uma vez que melhoram a acurácia dos tipos traçados identificando novos fatores relevantes e aprimoram o desempenho dos modelos de previsão de insolvência gerados.

Além de possibilitar a tipificação das empresas que se tornaram inadimplentes, após tomarem financiamentos para projetos de investimento, o modelo permite uma primeira aproximação na identificação das empresas que enfrentam dificuldades financeiras na execução de seu projeto. A previsão de tais dificuldades possibilita que sejam tomadas medidas corretivas para evitar a inadimplência, como por exemplo, o alongamento da dívida, a readequação do projeto, o aporte de novos capitais, ou outras alternativas, as quais dependerão da situação específica e da possibilidade de sua implementação.

Considerando que as dificuldades financeiras comprometem a implantação do projeto e a geração total dos benefícios planejados, o estudo contribui para o aumento do grau de sucesso dos projetos financiados e, por conseqüência, o aumento dos impactos econômicos e sociais positivos na economia, pela via da formação de capital fixo, aumento de renda e geração de empregos, que são os objetivos das aplicações de recursos públicos por parte das instituições de fomento.

REFERÊNCIAS

ADAMOWICZ, Elizabeth C. **Reconhecimento de Padrões na análise econômico-financeira das empresas**. Curitiba, 2000. Dissertação (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia) - Departamento de Matemática, Universidade Federal do Paraná.

ASSAF NETO, Alexandre. **Finanças Corporativas e Valor**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2005.

BANCO REGIONAL DE DESENVOLVIMENTO DO EXTREMO SUL. Notas explicativas da administração às demonstrações financeiras em 30 de junho de 2007 e de 2006, p.7, item 1. Disponível em <http://www.brde.com.br/inst_dem_fin.asp> Acesso em 8 out. 2007.

BANCO REGIONAL DE DESENVOLVIMENTO DO EXTREMO SUL. Mensagem da Diretoria, junho de 2007. Disponível em <http://www.brde.com.br/Mensagem_da_Diretoria.pdf> Acesso em 8 out. 2007.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução n. 394, de 03 de novembro de 1976. Regulamento anexo à resolução nº 394, de 03.11.76, que define a competência e disciplina a constituição e o funcionamento dos bancos de desenvolvimento. Disponível em <<http://www5.bcb.gov.br/normativos/detalhamentocorreio.asp?N=076000070&C=&ASS=RESOLUCAO+394>> Acesso em 8 out. 2007.

BAUMOL, William J. The transactions demand for cash: an inventory theoretic approach. **Quarterly Journal of Economics**, nov. 1952.

BEAVER, William H. Financial ratios as predictors of failure. **Empirical Research Accounting: selected studies. Journal Accounting Research**. Autumn, 1966.

BERTUCCI, Luiz A.; GUIMARÃES, Joaquim B.; BRESSAN, Valéria G. F. Condicionantes de adimplência em processo de concessão de crédito a micro e pequenas empresas. In: ENCONTRO BRASILEIRO DE FINANÇAS, III, 2003, São Paulo. **Anais...** São Paulo: Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, 2003.

BRAGA, Roberto; MARQUES, José A. V da C. Análise Dinâmica do Capital de Giro: o modelo Fleuriet. **Revista de Administração de Empresas**. São Paulo, v. 35, n. 3, p. 49-63, mai./jun.1995.

BRAGA, Roberto; CARNEIRO JÚNIOR, João B. A; MARQUES, José A. V. da C. Análise Dinâmica do Capital de Giro: alguns aprimoramentos. **Boletim IOB**, Manual de Procedimentos – Parte II. Jan/2006.

BRASIL. Lei n. 6404, de 15 de dezembro de 1976. Dispõe sobre as Sociedades por Ações. Publicada no **Diário Oficial da República Federativa do Brasil**, de 17 de dezembro de 1977 (suplemento).

BREALEY, Richard A.; MYERS, Stewart C. **Princípios de Finanças Empresariais**. Tradução: Maria do Carmo Figueira. 5. ed., Portugal, Mc Graw Hill, 1992.

BRIGHAM, Eugene F.; HOUSTON, Joel F. **Fundamentos da Moderna Administração Financeira**. Tradução: Maria Imilda da Costa e Silva. Ed. Campus, Rio de Janeiro, 1996.

CLEMENTE, Ademir; FERNANDES, Elton. Planejamento e Projetos. In: CLEMENTE, Ademir (Org.). **Projetos Empresariais e Públicos**. 1. ed. São Paulo: Atlas, 1998. p. 21-27.

COLLIS, Jill; HUSSEY, Roger. **Pesquisa em Administração**: um guia prático para alunos de graduação e pós-graduação. Porto Alegre: Bookman, 2. ed., 2005.

EIFERT, Daniel S. **Análise Quantitativa na Concessão de Crédito versus Inadimplência**: Um estudo empírico. Porto Alegre, 2003. Dissertação (Mestrado em Administração), Programa de Pós-graduação em Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

FAMÁ, Rubens; GRAVA, J. William. Liquidez e a Teoria dos elementos causadores de insolvência. **Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v. 01, n. 12, p. 10 -21, 2º trim./2000.

FLEURIET, M.; KEHDY, R.; BLANC, G. **A Dinâmica Financeira das Empresas Brasileiras**. 2. ed. Fundação Dom Cabral, 1980.

FRANCIS, J. C. **Investments**: Analysis and management. 5. ed. New York: Mc Graw-Hill, 1991.

GIMENES, Régio M. T; URIBE-OPAZO, Miguel A. Modelos multivariantes para a previsão de insolvência em cooperativas agropecuárias: uma comparação entre a análise discriminante e a análise de probabilidade condicional - LOGIT. **Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v. 08, n. 3, julho/setembro, 2001.

GITMAN, Lawrence J. **Princípios de Administração Financeira**. Tradução: Antonio Zoratto Sanvicente. 10. ed. São Paulo: Pearson Addison Wesley, 2004.

GREEN, P. E. **Analysing Multivariate Data**. Hinsdale Ill.: Holt, Rinehart and Winston, 1978.

GUIMARÃES, Inácio A. **Construção e Avaliação de uma regra de reconhecimento e classificação de clientes de uma instituição financeira com base na análise multivariada**. Curitiba, 2000. Dissertação (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia), Departamento de Matemática, Universidade Federal do Paraná.

GUIMARÃES, Inácio A.; CHAVES NETO, A. Reconhecimento de Padrões: Comparação de Métodos Multivariados e Redes Neurais. **Revista Negócios e Tecnologia da Informação**. Curitiba, v. 1, n. 1, 2006.

HAIR Jr. Joseph F.; ANDERSON, Rolph E.; TATHAM, Ronald L., BLACK, William C. **Análise Multivariada de Dados**. Tradução: Adonai Schlup Sant'Anna e Anselmo Chaves Neto. 5. ed., Porto Alegre: Bookman, 2005.

HARRIS, R. J. **A Primer of Multivariate Statistics**. New York: Academic Press, 1975.

HELFERT, Erich A. **Técnicas de Análise Financeira**. 9. ed. Porto Alegre, Bookman, 2000.

HORTA, Rui A. M.; CARVALHO, Frederico A. de. Um modelo de duas etapas para previsão de insolvência com base em indicadores contábeis. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, XXVI. Salvador. **Anais...** Salvador: Enanpad, 2002.

HOPWOOD, W.; MCKEOWN, J.; MUTCHLER, J. A Reexamination of Auditor Versus Model Accuracy Within the Context of the Going Concern Opinion Decision. **Contemporary Accounting Research**. Spring, 1994, p. 409-431.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 2. Ed. New Jersey: Prentice Hall International, 1988.

KANE, Gregory D.; RICHARDSON, Frederick M.; GRAYBEAL, Patricia. Recession-Induced Stress and the Prediction of Corporate Failure. **Contemporary Accounting Research**; Fall, 1996, vol. 13, Issue 2, p.631-650, 20 p.

LAKATOS, Eva M.; MARCONI, Marina de A. **Metodologia do Trabalho Científico**. 7. ed. São Paulo: Editora Atlas S.A, 2007.

LIMA, José D. de. **A Análise Econômico-Financeira de empresas sob a ótica da estatística multivariada**. Curitiba, 2002. Dissertação (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia), Departamento de Matemática, Universidade Federal do Paraná.

MARQUES, Jair Mendes; LIMA, José Donizetti de. A estatística multivariada na análise econômico-financeira de empresas. **Revista da FAE**, Curitiba, v.5, n.3, p-51-59, set./dez. 2002.

MARIO, Poueri do C.; AQUINO, André C. B. de. Falências. In: IUDÍCIBUS, Sérgio de e LOPES, Alexsandro B. (Coord.). **Teoria Avançada da Contabilidade**. 1. ed. São Paulo: Atlas, 2004.

MATARAZZO, Dante C. **Análise financeira de Balanços**: Abordagem básica e Gerencial. 5. ed. São Paulo: Atlas, 1998.

MILLER, Merton H.; ORR, Daniel. A model of the demand for money by firms. **Quarterly Journal of Economics**, Aug. 1966.

MINUSSI, João A. **Um modelo preditivo de solvência utilizando regressão logística**. São Leopoldo, 2001. Dissertação (Mestrado em Administração). Centro de Ciências Econômicas, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro/Universidade do Vale do Rio Sinos.

_____, João A.; DAMACENA, Cláudio; NESS Jr., Walter L. Um Modelo de Previsão de Solvência Utilizando Regressão Logística. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 6, n. 3, set./dez. 2002, p. 109-128.

MORRISON, D. G. On the Interpretation of Discriminant Analysis. **Journal of Marketing research** 6(2): p.156-163.

PERREAUT, W. D.; BEHRMAN, D. N.; ARMSTRONG, G. M. Alternative Approaches for Interpretation of Multiple Discriminant Analysis in Marketing Research, **Journal of Business Research**, 7: p.151-173.

PLATT, Harlan D.; PLATT, Marjorie B. Development of a Class of Stable Predictive Variables: The Case of Bankruptcy Prediction. **Journal of Business, Finance & Accounting**, 17 (1), Spring 1990.

ROSE, P.; ANDREWS, W.; GIROUX, G. Predicting Business failure: a macroeconomic perspective. *Journal of Accounting*, n. 6, p. 20 – 31, Outono, 1992. Auditing and Finance.

ROSS, Stephen A.; JAFFE, Jeffrey F.; WESTERFIELD, Randolph W. **Administração Financeira: Corporate Finance**. 1 ed. São Paulo: Atlas, 1996.

SHARMA, S. **Applied Multivariate Techniques**, New York: John Wiley & Sons, 1996.

SILVA, José Pereira da. **Administração de Crédito e previsão de insolvência**. São Paulo: Atlas, 1983.

_____, José Pereira. **Análise e Decisão de Crédito**. São Paulo, Atlas, 1988.

_____, José Pereira. **Gestão e Análise de Risco de Crédito**. 3. ed. São Paulo, Atlas, 2000.

VAN HORNE, James C. **Fundamentos de Administração Financeira**. Tradução: José Ricardo Brandão Azevedo. Rio de Janeiro: Prentice-Hall, 1984.

_____, James C. **Financial Management and Policy**. 3. ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1995.

WESTON, J. Fred; BRIGHAM, Eugene F. **Managerial Finance**. New York: Holt, 1972.

WESTON, J. Fred; BRIGHAM, Eugene F. **Fundamentos de Administração Financeira**. Tradução: Sidney Stacantti. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2000.

ZAVGREN, C. Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. **Journal of Business, Finance and Accounting**. Vol. 12, Spring 1985, pp. 19-45.

ZMIJEWSKI, M. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. **Journal of Accounting Research** (Supplement). Vol. 22, (1984), pp. 59-82.

ZÜGE, Marlene; CHAVES NETO, Anselmo. Utilização de Métodos Estatísticos Multivariados na avaliação do Desempenho Empresarial. **Revista Paranaense de Desenvolvimento**. Curitiba, n. 97, p. 101-112, set/dez. 1999.